Ano 2021

BATALHA PARADIGMÁTICA:

O confronto entre o Paradigma Cartesiano-Newtoniano e o Paradigma de Visão de Mundo Holística

Giovane Thomazini Soares
João Luiz Passador

Ano 2021

BATALHA PARADIGMÁTICA:

O confronto entre o Paradigma Cartesiano-Newtoniano e o Paradigma de Visão de Mundo Holística

Giovane Thomazini Soares
João Luiz Passador

Ciências Humanas e Sociais Aplicadas

Ciências Humanas e Sociais Aplicadas

Ano 2021

Batalha paradigmática: o confronto entre o paradigma cartesiano-newtoniano e o paradigma de visão de mundo holística

Diagramação:	Natália Sandrini de Azevedo
Correção:	Giovanna Sandrini de Azevedo
Indexação:	Gabriel Motomu Teshima
Revisão:	Os autores
Autores:	Giovane Thomazini Soares João Luiz Passador

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

S676 Soares, Giovane Thomazini
Batalha paradigmática: o confronto entre o paradigma cartesiano-newtoniano e o paradigma de visão de mundo holística / Giovane Thomazini Soares, João Luiz Passador. – Ponta Grossa - PR: Atena, 2021.

Formato: PDF
Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader
Modo de acesso: World Wide Web
Inclui bibliografia
ISBN 978-65-5983-411-2
DOI: https://doi.org/10.22533/at.ed.112211708

1. Paradigma. 2. Teoria do conhecimento. 3. Teoria dos sistemas. 4. Complexidade. 5. Redes. I. Soares, Giovane Thomazini. II. Passador, João Luiz. III. Título.
CDD 003

Elaborado por Bibliotecária Janaina Ramos – CRB-8/9166

Atena Editora
Ponta Grossa – Paraná – Brasil
Telefone: +55 (42) 3323-5493
www.atenaeditora.com.br
contato@atenaeditora.com.br

Ano 2021

DECLARAÇÃO DOS AUTORES

Os autores desta obra: 1. Atestam não possuir qualquer interesse comercial que constitua um conflito de interesses em relação ao artigo científico publicado; 2. Declaram que participaram ativamente da construção dos respectivos manuscritos, preferencialmente na: a) Concepção do estudo, e/ou aquisição de dados, e/ou análise e interpretação de dados; b) Elaboração do artigo ou revisão com vistas a tornar o material intelectualmente relevante; c) Aprovação final do manuscrito para submissão.; 3. Certificam que os artigos científicos publicados estão completamente isentos de dados e/ou resultados fraudulentos; 4. Confirmam a citação e a referência correta de todos os dados e de interpretações de dados de outras pesquisas; 5. Reconhecem terem informado todas as fontes de financiamento recebidas para a consecução da pesquisa; 6. Autorizam a edição da obra, que incluem os registros de ficha catalográfica, ISBN, DOI e demais indexadores, projeto visual e criação de capa, diagramação de miolo, assim como lançamento e divulgação da mesma conforme critérios da Atena Editora.

Ano 2021

DECLARAÇÃO DA EDITORA

Agora, eis o momento

Da melhora que buscas.

De nada te lastimes.

Ontem não mais existe

De tudo o que se foi,

Só a lição perdura.

Renova-te e caminha,

Sob o eterno presente.

Olha o tronco podado

Lançando ramos novos.

Não pares, segue e serve.

Deus cuidará de ti.

Emmanuel

Mensagem psicografada por Francisco
Cândido Xavier.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos ao Brasil, gigante nação que temos a honra de compor.

Agradecemos ao CNPq pela necessária cooperação financeira para a elaboração da dissertação de mestrado que sustenta este livro.

Agradecemos aos professores componentes de banca de qualificação e/ou defesa de dissertação pelas contribuições: Antonio Roberto Bono Olenscki; Carla Aparecida Arena Ventura; Evandro Marcos Saidel Ribeiro e Rodrigo Alberto Toledo.

Giovane agradece ao Rafael Delalibera Rodrigues, Matheus Buniotto, e Luis Felipe Fernandes, grandes amigos que demonstram maestria em *softwares* e compartilham esses conhecimentos.

Giovane agradece a sua família pelo apoio inigualável: Lucimara Thomazini Soares, Vilson Soares Ferreira, Papia, André, Tia Fá, Marcelo, Vó Vanda, Bruna e Custela.

SUMÁRIO

RESUMO

BATALHA PARADIGMÁTICA: O CONFRONTO ENTRE O PARADIGMA CARTESIANO-NEWTONIANO E O PARADIGMA DE VISÃO DE MUNDO HOLÍSTICA

Paradigmas são estruturas geradoras de teorias; a aceitação e o comprometimento com um paradigma são necessários para a prática científica. Assim, paradigmas permeiam toda a ciência e demonstram significativa importância para a prática e compreensão dela. Nesse contexto, desvendar a definição, propriedades e processos de paradigmas é um dos dois centrais objetivos desse livro. Tal desvendamento dá-se por descrição teórica de paradigmas e, especialmente, por demonstração de batalha paradigmática. É possível vislumbrar a última como fenômeno que marca significativa parte da história de toda a ciência pós Revolução Científica. Tal batalha ocorre entre dois paradigmas: o Paradigma Cartesiano-Newtoniano (PCN) e o Paradigma de Visão de Mundo Holística (PVMH). Na descrição dessa batalha, são apresentadas diversas concepções e teorias associadas a ambos os paradigmas, com foco para o PVMH. Essa descrição constrói arcabouço teórico útil para a prática científica em vasta diversidade e abrangência de áreas do saber. Esse arcabouço é útil para compreender estruturas conectivas de moléculas, redes sociais, propagação de doenças, fluxos comerciais, sistemas vivos, dentro outros elementos e fenômenos. A apresentação desse arcabouço, conjuntamente com os benefícios atrelados a isso, constitui-se como o segundo grande objetivo do livro.

PALAVRAS-CHAVE: Paradigma; Complexidade; Redes.

ABSTRACT

PARADIGMATIC BATTLE: THE CLASH BETWEEN THE CARTESIAN-NEWTONIAN PARADIGM AND THE HOLISTIC WORLDVIEW PARADIGM

Paradigms are structures that generate theories; acceptance and commitment to a paradigm are necessary for scientific practice. Thus, paradigms permeate all of science and demonstrate significant importance for its practice and understanding. In this context, unraveling the definition, properties and processes of paradigms is one of the two central objectives of this book. Such unraveling takes place through a theoretical description of paradigms and, especially, through a demonstration of a paradigmatic battle. It is possible to see the latter as a phenomenon that marks a significant part of the history of all post-Scientific Revolution science. Such a battle takes place between two paradigms: the Cartesian-Newtonian Paradigm (PCN) and the Holistic World View Paradigm (PVMH). In the description of this battle, several conceptions and theories associated with both paradigms are presented, with a focus on the PVMH. This description builds a useful theoretical framework for scientific practice in a vast diversity and range of areas of knowledge. This framework is useful for understanding connective structures of molecules, social networks, disease spread, trade flows, living systems, among other elements and phenomena. The presentation of this framework, together with the benefits associated with it, constitutes the second major objective of the book.

KEYWORDS: Paradigm, Complexity, Networks.

1| INTRODUÇÃO

“Paradigmas” são trabalhos científicos universalmente reconhecidos que, por determinado período de tempo, fornecem modelos de problema e de soluções para uma comunidade de profissionais da ciência (KUHN, 1962). A aceitação e o comprometimento com um paradigma são pré-requisitos à prática científica (BAUER, 1999).

Entre o fim do século XVII e o início do século XVIII, foi consolidado um paradigma chamado de Cartesiano-Newtoniano (PCN). Seu nome é oriundo de seus dois principais pensadores: Descartes e Newton (BAUER, 1999). Sob as lentes desse paradigma, o universo funciona como uma máquina perfeita, governada por leis matemáticas exatas (CAPRA, 2006). Assim, se conhecidos todos os detalhes do estado de uma parte do sistema, seria possível a previsão exata do seu futuro (BAUER, 1999; CAPRA; LUISI, 2014). Coerente com essa concepção de previsibilidade como certezas, o mesmo paradigma encontra sustentação na tendência à quantificação e ao controle, além de simplificar a causalidade ao fundamentar-se na busca, entre eventos, de relações ordenadas de causa e efeito (ordenamento esse vinculado ao pensamento linear) (BAUER, 1999; FELDMAN, 2012; CAPRA, 2006).

Ainda, o PCN é caracterizado por valorizar o reducionismo (BAUER, 1999), que busca reduzir elementos em seus componentes básicos com o intuito de compreender os primeiros. Por fim, tal paradigma também se atrela à valorização da competição (CAPRA; LUISI, 2014). Um tentáculo dessa valorização pode ser visto como manifesto na validação, que fundamenta esse paradigma, de concepção da relação sociedade-natureza como subordinativa, relação essa na qual o homem domina a última (BAUER, 1999).

Com o progresso da ciência, descobertas foram feitas e algumas dessas pulverizam pilares do PCN (BAUER, 1999). Em relação ao reducionismo, destacam-se os sistemas complexos[1]. Eles apresentam muitos componentes interconectados e interagentes e, por isso, esses sistemas apresentam emergência. Produtos do processo de emergência, chamados emergentes, não podem ser estudados por fragmentação do sistema e estudo de seus componentes (WOLF; HOLVOET, 2005). Ainda (ao tratar de reducionismo, somado à tendência à previsibilidade) é destacado o desenvolvimento, no início do século XX, da física quântica. Essa aponta que a matéria é composta, no nível subatômico, de partículas instáveis e interconectadas. Tal interconectividade acarreta o fato de que as partes componentes do universo “[...] não podem ser entendidas como entidades isoladas, mas precisam ser definidas por meio de suas inter-relações” (CAPRA; LUISI, 2014, p. 104). O modo de estudo de tal conectividade não é exato em suas conclusões, mas sim probabilístico (CAPRA; LUISI 2014; CAPRA, 2006).

A transmutação do sentido de predição, que passa de certezas para probabilidades, é reforçada pela introdução da mecânica estatística e novamente pelo estudo de sistemas complexos (PARISI, 2013). Ainda, a identificação de fenômeno não-lineares, como os que caracterizam o caos, novamente corrobora aquela transmutação (FELDMAN, 2012).

Já a valorização da competição é contraposta pela compreensão da necessidade

1. “Complexo” significa “composto de muitas partes interconectadas” e também “tão complicado ou intricado que é difícil de entender ou lidar com” (COMPLEX, 2019, online). Essa definição demonstra grande capacidade de descrição de sistemas complexos.

da cooperação para a evolução construir novos níveis de organização (NOWAK, 2006b). Também, na área de teoria dos jogos, é demonstrado que, mesmo em mundos marcados por defecções incondicionais, completamente compostos por agentes absolutamente egoístas, dado que a defecção é recompensada a curto prazo, a cooperação pode emergir (AXELROD, 1984). Por fim, no campo da biologia, constata-se que a simbiogênese, fundamentada na cooperação, demonstra maior eficiência como geradora de inovação evolutiva do que processos atrelados ao mecanismo descrito pela teoria darwiniana (MARGULIS, 2001), fundamentada na competição (MITCHELL, 2009).

Em suma, em diversas dimensões, a natureza comportou-se de maneira que não corresponde às expectativas do PCN. Tal discrepância marca o início da emergência de um novo paradigma (BAUER, 1999). O paradigma emergente é chamado de Visão de Mundo Holística (PVMH). Ele demonstra profundas conexões com a teoria da complexidade[2] e "reconhece o mundo como um todo integrado em vez de uma coleção de partes dissociadas" (CAPRA; LUISI, 2014, p. 37). Assim, a perspectiva de redes é central para esse paradigma (CAPRA; LUISI, 2014).

As redes proporcionam fenômenos não-lineares (CAPRA, 2006), que enfraquecem a noção de predição (FELDMAN, 2012). Ainda, relações não-lineares são tratadas com equações não lineares, que descrevem situações em que a previsão exata é, com frequência, impossível. A interconectividade também acentua a naturalidade da cooperação (NAESS apud FOX, 1990) e, por meio daquela, a cooperação pode emergir (AXELROD, 1984). A conectividade entre elementos também torna frequentemente necessária a análise de tais padrões reticulares para a compreensão do sistema que descrevem (MITCHELL, 2009; BARABÁSI, 2014; WEST, 2017). Assim, o PVMH vincula-se à percepção de interconectividade; ao enfraquecimento da noção de predição (que passa a tender a ser descrita por probabilidades); aos pensamentos holístico e não-linear e, por fim, à valorização da cooperação (CAPRA; LUISI 2014; CAPRA, 2006). Todas essas propriedades se contrapõem àquelas que caracterizam o PCN.

Dessas propriedades, destaca-se a tríade composta por: *ênfase para arranjo reticular*; *valorização da cooperação* e *enfraquecimento do significado de "predição"*, aqui nomeada de "tríade holística". Sobre o primeiro componente da tríade, em casos, aquela ênfase é acompanhada por construção/fortalecimento de tal arranjo (isto é, excede mera percepção).

Essas três propriedades podem ser vislumbradas como um todo coerente pelo fato de as duas últimas emergirem, naturalmente, em grande parte, da primeira (NOWAK, 2006b; SANTOS; PACHECO, 2005; WOLF; HOLVOET, 2005). Isto é, conectividade (intensa e entre muitos elementos) tende a gerar enfraquecimento do significado de predição

---

2. A teoria da complexidade demonstra interesse por sistemas complexos, não-lineares e afastados do equilíbrio. Ela "está desenvolvendo as ferramentas, métodos e constructos necessários para tornar o processo de emergência menos opaco" (GOLDSTEINS, 1999, p. 58-59). Todavia, não existe uma única teoria da complexidade nem uma única ciência da complexidade (MITCHELL, 2009). Essa abrangência das propriedades que descrevem a teoria da complexidade possibilita grande amplitude de definições. No texto aqui desenvolvido, ela é compreendida como referente a um conjunto de temas que tendem a possuir origem relativamente recente e cuja definição das áreas do saber em que se enquadram ainda não foi totalmente efetuada. Esses temas são úteis para compreender sistemas complexos, não-lineares e afastados do equilíbrio e/ou úteis para esclarecer o processo de emergência. Assim, a teoria da complexidade demonstra diversas congruências com propriedades essenciais do PVMH.

(WOLF; HOLVOET, 2005; GOLDSTEIN, 1999) e, dependendo do contexto, favorecer a cooperação (FOX[3], 1990 apud CAPRA, 2006; NOWAK, 2006b). Aquele enfraquecimento, profundamente vinculado à não-linearidade, manifesta-se de distintas maneiras; uma dessas são os emergentes (GOLDSTEIN, 1999).

A mudança de paradigma faz-se visível em distintos campos do saber, manifesta, especialmente sob a ótica dessa tríade, na transmutação da percepção de elementos e fenômenos (CAPRA; LUISI, 2014; CAPRA, 2006). Isto é, um elemento, antes vislumbrado como fragmentado, passa a ser visto como interconectado. Ainda, mesmo que tais conexões fossem percebidas, elas são valorizadas sob as lentes do novo paradigma (CAPRA, 2006). Também um elemento, antes visto como previsível e controlável, passa a ser percebido como caracterizado por comportamentos que dificultam a previsão (e controle) de movimentos futuros. Por fim, a competição, antes valorizada, assiste à valorização da cooperação.

A mudança de paradigma tende a cristalizar (e se cristalizar) não apenas na alteração da percepção de teorias existentes, mas no surgimento e aprofundamento de teorias que são essencialmente marcadas pelas propriedades do PVMH. São os casos da teoria das redes (BARABÁSI, 2014; NEWMAN, 2003), teoria geral dos sistemas (BERTALANFFY, 1950), teoria da complexidade (MITCHELL, 2009) e teoria dos jogos (AXELROD, 1984).

Essas teorias possuem definições muito amplas, o que as torna capazes de lidar com uma ampla gama de elementos e fenômenos. Assim como redes, que são conjuntos de elementos (chamados de nós) que possuem links entre si (chamados de arestas) (NEWMAN, 2003). Dada essa definição ampla, a teoria de redes pode ser usada para entender estruturas conectivas de diferentes elementos (como moléculas e redes sociais) e fenômenos (como a propagação de tweets e fluxos comerciais entre países) (BARABÁSI, 2014).

Em coerência com esse aspecto generalista, a teoria geral dos sistemas (que é uma ciência da “totalidade”) (BERTALANFFY, 1968) pode tratar de sistemas vivos, da psicologia, da psiquiatria (BERTALANFFY, 1969) e da teoria das organizações (MOTTA, 1971). Continuando, sistemas complexos são sistemas que apresentam um fenômeno emergente e que são compostos por partes interagentes (NEWMAN, 2011), descrevendo assim, por exemplo, colônias de insetos, o cérebro, o sistema imunológico e economias (MITCHELL, 2009). Por fim, o Dilema do Prisioneiro (PD) é um jogo da teoria dos jogos cujo arcabouço simples é capaz de abranger pessoas, nações e até bactérias (AXELROLD, 1984).

Neste contexto, arcabouço teórico apoiado pelo PVMH mostra-se útil para a prática científica em vasta diversidade e abrangência de áreas do saber. Como paradigmas permeiam e sustentam toda a ciência, discuti-los também apresenta utilidade (direcionada para a ciência) válida essencialmente para toda a ciência. Por tais motivos, este livro é essencialmente composto por discussão (direta e indireta) associada a temática paradigmática e por arcabouço teórico sustentado no PVMH.

---

3. FOX, W. **Toward a transpersonal ecology**. Shambhala: Boston,1990.

1.1 Conteúdo e estruturação do livro

Aprofundando a discussão sobre o conteúdo do livro, adicionando a ela o esclarecimento da ordenação dele, afirma-se que foi objetivado que ele facilite a compreensão do leitor. Assim, ele foi formulado sob diretriz didática e de ordenação temática.

A diretriz didática refere-se especificamente a busca por apresentar, inicialmente bases necessárias para compreensão de determinado conceito para, após isso, introduzir o último. A ordenação temática diz respeito a agrupar temas similares entre si. Essa última diretriz, para além da busca de ordem, reconhece a complexidade e especificidades de determinados temas. Assim, não sufoca suas naturais expressões, concedendo a eles (em combinação com a ordenação) liberdade para tomarem formatos a que tendem assumir.

Para além dessas duas diretrizes, o livro almejou uma terceira que visa aproximar-se da realidade não apenas um nível de conteúdo, mas também de trajetória histórica. Assim, uma vez que a ascensão do PCN pode ser vista como precedente a do PVMH, temas relacionados ao PCN são usualmente descritos antes de temas associados ao PVMH. É a imbricação dessas diretrizes entre si e com os meios necessários para serem alcançadas as utilidades do livro (apresentar arcabouço teórico apoiado pelo PVMH e discussão paradigmática) que explica o ordenamento do livro.

Assim, a primeira seção é uma introdução ao conteúdo, utilidade[4] e arranjo do livro. Na seção dois é efetuada discussão formal, sucinta e explícita sobre paradigmas. Posteriormente, ainda nessa seção, é realizada descrição de propriedades do PCN e de sua trajetória histórica de ascensão e reinado.

Já as seções três, quatro e cinco formam e são formadas, em grande parte, pelo arcabouço teórico apoiado pelo PVMH. Essas seções têm suas divisões determinadas por coerência temática e facilitação de compreensão de conteúdo. Para isso, naturalmente foi empregada a tríade holística.

Aprofundando, a seção três trata do avanço do reducionismo para o holismo. A seção quatro combina o último tema com a transmutação do significado de predição (de certezas para probabilidades); nessa seção, tal transmutação é enfatizada. A seção cinco, ao considerar o apresentado nos últimos dois capítulos mencionados, aborda principalmente o avanço da valorização da competição para a valorização da cooperação.

Após esses capítulos, é realizada breve discussão que visa cooperar na discussão sobre a importância de paradigmas para a prática científica e como progredir para melhor tal prática ao considerar paradigmas, suas propriedades e processos.

4. Que é, em essência, apresentar arcabouço teórico que mostra-se útil para a prática científica em vasta diversidade e abrangência de áreas do saber e discutir tema (paradigma) que permeia toda a ciência e demonstra significativa importância para a prática e compreensão dela.

2| PARADIGMAS E MUDANÇAS PARADIGMÁTICAS

Durante a primeira metade do século XX, historiadores e filósofos da ciência usualmente acreditavam que o progresso na ciência fosse um processo suave e uniforme. Nesse suposto processo, modelos e teorias científicas eram continuamente refinados e substituídos por versões mais precisas, isso na medida em que suas aproximações eram aperfeiçoadas em passos sucessivos. Tal visão de progresso contínuo foi radicalmente contestada pelo livro chamado “A estrutura das Revoluções Científicas” de Thomas Kuhn (1962) (CAPRA; LUISI, 2014).

Kuhn concordou que o progresso científico é composto por longos períodos de inexistência de mudanças radicais na ciência, chamados de “ciência normal”. Todavia, nesse progresso, também são existentes períodos nos quais não apenas uma teoria, mas também todo o arcabouço conceitual no qual ela encontra-se encaixada sofre uma mudança radical. Tais períodos são chamados de “ciência revolucionária” (CAPRA; LUISI, 2014).

Para descrever tal subjacente arcabouço, Kuhn introduziu o termo de “paradigma” científico. Paradigmas são “uma constelação de realizações — concepções, valores, técnicas, etc. — compartilhada por uma comunidade científica e utilizada por essa comunidade para definir problemas e soluções legítimos” (KUHN, 1962 apud CAPRA, 2006, p. 25). Assim, paradigmas não são teorias, mas sim estruturas geradoras de teorias (BAUER, 1999) e as mudanças de paradigma (mudanças paradigmáticas) são marcadas por rupturas revolucionárias (CAPRA; LUISI, 2014) mencionadas previamente, associadas aos períodos de ciência revolucionária.

Aprofundando, afirma-se que a constatação de incorrespondência entre comportamento da natureza com expectativas aceitáveis (BAUER, 1999), dado o vigente paradigma, é o início do processo formulador de um novo paradigma. Em sequência, afirma-se que “quando o experimento e a teoria provisória articulam-se conjuntamente em uma assimilação do experimento pela teoria é que a descoberta emerge e a teoria se torna um paradigma” (KUHN, 1996, p. 65-66).

Após isso, como a decisão de aceitar um paradigma é sempre, ao mesmo tempo, a decisão de rejeitar um outro paradigma, ao considerar que ambos paradigmas são incompatíveis (pela ascensão de um ser dada pela constatação de inconsistência do outro), tais paradigmas não podem coexistir (KUHN, 1996). Assim é natural que ocorra batalha entre eles, na qual o ajuizamento que leva a tal decisão do vencedor “envolve a comparação de ambos os paradigmas com a natureza, e também a comparação de ambos os paradigmas entre si” (KUHN, 1996, p. 80).

2.1 O paradigma Cartesiano-Newtoniano e o de Visão de Mundo Holística

Durante o século XX, é existente mudança do paradigma mecanicista para o ecológico (CAPRA; LUISI, 2014). O primeiro associa-se ao Paradigma Cartesiano-Newtoniano (PCN), o segundo ao Paradigma de Visão de Mundo Holística (PVMH).

Tomada essa mudança de paradigmas, a tensão básica é entre as partes e o todo. A ênfase nas partes é chamada de atomista ou reducionista; já a ênfase no todo, de holística ou ecológica. A primeira ênfase atrela-se ao estudo da substância (composição), a segunda,

da forma (padrão) (CAPRA, 2006; CAPRA; LUISI, 2014).

Para que a mudança de paradigma ocorra, é necessária a mudança de valores, uma vez que os últimos são a força motriz da ciência (CAPRA, 2006). Atrelada à perspectiva paradigmática, existem vínculos entre valores e pensamentos, manifestos na possibilidade de agrupá-los (CAPRA, 2006; CAPRA; LUISI, 2014). Esses grupos são determinados por similaridades que ambos apresentam em mudanças que os caracterizam. As similaridades são: o ponto de partida - autoafirmação – e o de chegada – integração- . Assim, pensamentos e valores, conjuntamente, compõem duas tendências: uma auto-afirmativa; outra integrativa. A primeira é atrelada ao PCN; a segunda, ao PVMH.

	Auto-afirmativo	Integrativo
Valores	expansão	conservação
	competição	cooperação
	quantidade	qualidade
	dominação	parceria
Pensamentos	reducionista	holístico
	linear	não-linear

Figura 1 – Valores e pensamentos das tendências atrelados aos paradigmas

Fonte: Adaptado de Capra (2006, p. 27).

O PCN apresenta como base o reducionismo, que é uma das características essenciais da tendência autoafirmativa. O mesmo paradigma, além de ser caracterizado pelo reducionismo, também o é pela tendência à quantificação, previsibilidade e controle (BAUER, 1999). Tais tendências vinculam-se ao pensamento linear[1], que caracteriza a tendência autoafirmativa. Por fim, o PCN é correlato com a percepção da evolução como uma luta competitiva pela existência. Congruente com isso, a tendência autoafirmativa possui como um de seus valores a competição (CAPRA; LUISI, 2014; CAPRA,2006).

Já o PVMH apresenta, como expressa seu nome, a percepção holística como característica essencial. O pensamento holístico é um dos traços definidores da tendência integrativa. O PVMH também contribui para romper a base da tendência à quantificação, previsibilidade e controle ao demonstrar pensamento não-linear, pensamento esse que a tendência integrativa apresenta como característica inerente à si. Por fim, a tendência (CAPRA; LUISI, 2014; CAPRA, 2006) e o paradigma comentados atrelam-se à valorização da cooperação.

Como a mudança de paradigma demanda mudanças de percepção, maneiras de pensar e de valores (CAPRA, 2006), é compreensível que aquela mudança seja acompanhada de *stress* e insegurança. Assim, há resistência a um novo paradigma. Todavia, isso não é problema para esse último, uma vez que, quanto maior a resistência,

1. O pensamento linear é um raciocínio sequencial, que se move de acordo com uma ordem clara, de um passo para outro (FELDMAN, 2012).

maior a garantia de que a sua aceitação tenha sido cercada de todas as precauções metodológicas (BAUER, 1999).

Sob a ótica da trajetória histórica de ascensão do PCN, a compreensão das características desse paradigma é aprofundada.

2.2 Ascensão e reinado do Paradigma Cartesiano-Newtoniano

Em um primeiro momento, as lentes da ciência foram marcadas por tendência a captar propriedades orgânicas: as ciências gregas, desde sua gênese (século VI a.C), compreendiam a ordem do cosmos como a de um sistema vivo. Nesse contexto, aspectos espirituais moldavam o paradigma científico: na época medieval, cientistas consideravam que questões que diziam respeito a Deus, à alma humana e à ética eram da mais alta importância. Por fim, na mesma época, a ciência apresentava como principal objetivo entender o significado e a importância de elementos, e não seu controle e sua previsão (CAPRA; LUISI,2014).

Em coerência com a conectividade entre ciência e religião, a estrutura científica da visão de mundo orgânica era fundamentada em Aristótoles e na Igreja. Ainda, as obras de Aristóteles foram combinadas com a teologia e ética cristãs por Tomás de Aquino. Tal fusão entre ciência e teologia gerou a impossibilidade da existência de contradição entre fé e razão, uma vez que ambos possuíam o mesmo autor, que é Deus (CAPRA; LUISI, 2014).

Consequentemente, um pensamento contrário a um do arcabouço estabelecido por Aquino era visto como um confronto direto com Deus, confronto esse considerado heresia. Assim, a proximidade entre ciência e religião trouxe limitações para a primeira (CAPRA; LUISI, 2014); limites esses que, quando transpassados, podiam gerar dolorosas consequências para os transponentes (BAUER, 1999).

Sob a perspectiva de tais restrições, é compreensível que "todo o desenvolvimento da ciência, desde a Renascença, deu-se sob forma de uma reação contra a visão de mundo anterior" (BAUER, 1999, p. 132). Em coerência, Sampson (1978) afirma que a ciência emergente era um esforço para se libertar das formas sociais anteriores. Como, até o século XV, os relacionamentos pessoais eram caracterizados por subordinação das necessidades individuais pelas do coletivo (CAPRA; LUISI, 2014), o movimento discutido era libertador e valorizava o individualismo (SAMPSON, 1978).

Nesse contexto, descobertas científicas começavam a fazer com que ruíssem as bases do conhecimento até então tomado como verdade. Isso é expresso no quadro1.

Aristóteles	*Novas descobertas*
Afirmava que o movimento na Terra difere do existente nos céus: na Terra, objetos movimentam-se em linhas retas e apenas quando algo provoca tal movimentação; já nos céus, objetos celestiais movimentam-se constantemente, movimentos esses que descrevem círculos perfeitos, centrados na Terra (MITCHELL, 2009).	Galileu constatou que leis de movimento na Terra poderiam explicar algumas características de movimento nos céus e que o descanso não é o estado natural dos objetos. Ainda, Kepler mostrou que o movimento de planetas não é circular, mas sim elíptico (MITCHELL, 2009).
Pregava que objetos na Terra movimentam-se de acordo com seus respectivos componentes. Por exemplo, uma pedra cai na terra pois é composta majoritariamente pelo elemento "terra" e a fumaça, por ser composta em sua maior parte de "ar", sobe ao céu. Ainda, objetos mais pesados, presumivelmente compostos por mais terra, caem mais rápido que objetos mais leves (MITCHELL, 2009).	Galileu declarou que, no vácuo, objetos de distintos pesos caem na mesma velocidade (MITCHELL, 2009).

Quadro 1 - O choque entre Aristóteles e Novas descobertas

Por fim, a afirmação de Copérnico (século XVI) de que a Terra não era o centro do universo, contrário ao que defendia a Igreja, marca o início da revolução científica (CAPRA; LUISI, 2014).

2.2.1 A Revolução Científica

O fato de a revolução científica ter-se iniciado com a afirmação da não centralidade da Terra em relação ao universo, somado à perseguição que a ciência sofreu pela Igreja, podem ser vistos como influenciadores da trajetória histórica da ciência por muito tempo. Isso ocorre pois a descoberta de Copérnico, por apontar posição geográfica periférica da Terra, proporcionou interpretação de insignificância do homem em relação ao Criador (CAPRA; LUISI, 2014). Assim, na visão de Freud, a descoberta da não centralidade da Terra se estabelece como a primeira das três feridas narcísicas[2] que a humanidade sofreu (PAIVA, 2010).

Tomado esse cenário, como em um movimento que busca distanciamento da noção de espírito (dada a perseguição sofrida exercida pela igreja) e de concepções não estritamente racionais, como sentimento e moral (tomada a primeira ferida narcísica), a ciência foi se descomprometendo, em prol de sua suposta "neutralidade", de questões de fundo ético e moral, que passam a ser tarefas da filosofia e da religião. A ciência também se descompromete de questões estéticas, que são papel da arte. Esses movimentos de descomprometimento por parte da ciência também podem ser vistos como originados pela associação de conhecimento unicamente à ciência (em detrimento das áreas de filosofia, arte e campo referente à religião) (BAUER, 1999).

O distanciamento da ciência, especialmente em relação ao sentimento e à religião, é demonstrado pela figura 2. Essa é fundamentada nas quatro funções psíquicas básicas,

2. As outras duas são geradas por Darwin e pelo próprio Freud. Darwin por explicar que seres humanos nãosão especiais em sua origem e, Freud, por afirmar que o ser humano não é sempre guiado por motivos racionaisou até motivos conscientes, dado que a razão é vista como fator que diferencia homem de animais (NOZICK, 1993).

pelas quais é feita a apreensão de conhecimento, apontadas por Jung. Essas funções são: o pensamento, a sensação, o sentimento e a intuição. Na figura, em tradição de sabedoria, inclui-se o legado de práticas religiosas (BAUER, 1999). Logo, a ciência localiza-se no oposto de sentimento e do campo referente à religião.

Figura 2 – Campos complementares do conhecimento humano

Fonte: Adaptado de Weil (1993, p. 19).

Desse modo, pelos movimentos descritos, "a ciência afastou-se da própria vida" (BAUER, 1999, p. 132). Ainda, segundo Jung (apud CREMA, 1989, p. 23), "o espírito começou a degenerar em intelecto". Por fim, Bauer (1999, p. 132) afirma que, "da repressão da ciência em nome de Deus, passamos à repressão da experiência sublime em nome da ciência [...]".

Em congruência com essas restrições que a ciência se impôs, Galileu "expulsou a qualidade da ciência" (CAPRA, 2006, p. 24). Ou seja, ele limitou a ciência apenas ao estudo de fenômenos e propriedades quantificáveis (CAPRA; LUISI, 2014; BAUER, 1999; CAPRA, 2006). Por fim, Galileu empregava abordagem empírica (CAPRA; LUISI, 2014).

Tal abordagem era defendida por Bacon (CAPRA; LUISI, 2014). Em consonância com isso, esse último foi o criador do método empírico de investigação, que prega que a razão deve estar submetida à prova de experimentação (BAUER, 1999). Bacon ainda defendia a ideia de que a finalidade da ciência é proporcionar ao homem poder sobre a natureza. Tal autor afirma que a natureza deveria ser "acossada em seus descaminhos [...] obrigada a servir [...] escravizada [...] reduzida à obediência [...] [e o objetivo do cientista] é extrair da natureza, sob tortura, todos os seus segredos" (BAUER, 1999, p. 23). Com tais escritos de Bacon, a percepção orgânica da natureza é enfraquecida. Esse enfraquecimento é corroborado por Descartes (CAPRA; LUISI, 2014).

Descartes foi o principal mentor do princípio da causalidade, que aponta que os efeitos decorrem necessariamente das causas (BAUER, 1999). O mesmo autor ainda aprofundou tal pensamento causal e apontou para um sentido de causalidade linear, por meio da afirmação de que "não há nada no efeito que não tenha existido de forma semelhante ou de alguma forma superior na causa" (DESCARTES apud CLATTERBAUGH, 1980, p. 382).

Descartes também colabora para a fragmentação do conhecimento, que distancia a ciência da vida. Isso por meio de fortalecer a limitação da ciência no âmbito matemático;

dividir mente e matéria (aplicado ao homem, a divisão entre corpo e espírito) e pregar a ênfase nas partes ao invés do todo. Esse último processo ocorre por meio da criação do método analítico. Tal método consiste em fragmentar fenômenos complexos em partes, com o intuito de compreender o comportamento do todo a partir das propriedades dos fragmentos (CAPRA; 2006).

Na essência desse método, é visível a influência da valorização do individualismo atrelado a essa ciência emergente. Isso pois o individualismo facilitou desenvolvimento do modelo científico atomista e analítico (SAMPSON, 1978), manifesto no método analítico cartesiano. Alinhado com isso, “o interesse na percepção imediata e direta de totalidades desapareceu” (MANNHEIM, 1954, p. 148).

Em coerência com a fragmentação, sobre a divisão entre mente e matéria, Descartes, utilizando-se de um procedimento que duvida da veracidade de tudo, nota que, para tudo negar, deve, necessariamente, ser um agente pensante. Em seguida, examina a validade de “penso, logo existo” e conclui que tal pensamento resiste até as extravagantes suposições de céticos. Conjuntamente, o mesmo autor define que, utilizando o mesmo raciocínio empregado para provar a existência de si mesmo, não poderia provar a existência de seu corpo. Consequentemente, corpo e espírito situam-se em campos distintos e o homem não precisa do primeiro para existir (DESCARTES, 2013).

Esse distanciamento entre mente e matéria contribuiu para a crença de que os valores humanos (oriundos da alma) encontram-se em dimensão distinta dos fatos científicos (da matéria). Desse modo, esses fatos podem ser compreendidos de maneira pura, não afetados pelo pesquisador (CAPRA; LUISI, 2014). Ao legado de Descartes, é somada a concepção da natureza como uma máquina perfeita, governada por regras matemáticas (CAPRA, 2006; CAPRA; LUISI, 2014) e, assim, o aprofundamento da limitação da ciência ao âmbito matemático: na sua visão, “ciência era sinônimo de matemática” (CAPRA; LUISI, 2014, p. 47).

Nesse ponto, é importante destacar que o cisma entre ciência e religião não foi total. Descartes e Newton, os dois maiores artífices do Paradigma Cartesiano-Newtoniano, acreditavam em Deus. Em coerência com isso, segundo Merton, parte componente de tal paradigma era a presunção de uma ordem na natureza, a ordem de Deus (SAMPSON, 1978), que se caracteriza como um controlador centralizado (WILENSKY; RAND, 2015). Tal ordem é visível no pensamento de Newton.

Alinhado com a visão cartesiana, Newton estuda o universo. Nesse exercício, Newton descreve um grande palco, no qual todos os fenômenos físicos ocorrem (dado que esses não afetam aquele). Tal palco é o espaço físico tridimensional, um espaço absoluto, que sempre permanece homogêneo e imóvel. Todas as mudanças no mundo físico, na percepção de Newton, são descritas por uma dimensão separada: o tempo. Esse também era visto como absoluto (e desconexo do mundo material). O tempo, segundo Newton, flui de maneira uniforme e contínua, do passado ao futuro (com passagem pelo presente) (CAPRA; LUISI, 2014).

Os elementos que se moviam nesse espaço e tempo absolutos eram partículas materiais, com as quais toda a matéria era feita. Deus criou tais partículas, assim como as forças presentes entre elas e leis fundamentais do movimento. O objeto e seu comportamento

já foram determinados, assim, ocorre uma trajetória de eventos irresistíveis. Tudo o que já aconteceu teve uma causa definida e gera uma consequência definida, e assim segue infinitamente. Também, grande parte dessas partículas conduzia ao fim para qual Deus as formou (NEWTON, 1952/1730[3] apud CAPRA; LUISI, 2014). Assim, de maneira central e determinística (WILESNKY; RAND, 2015), Deus cria ordem.

Desse modo, a mecânica de Newton reforça a visão do universo como um relógio, no sentido maquinal determinístico (MITCHELL, 2009). Ou seja, Newton descreve o universo como um sistema mecânico que opera de acordo com leis matemáticas exatas (CAPRA; LUISI, 2014).

A mecânica newtoniana demonstra essenciais semelhanças com o pensamento cartesiano: rigor matemático, causalidade e, como combinação dessas duas semelhanças, governabilidade da natureza pelas suas regras matemáticas. Aquela mecânica foi empregada para analisar uma variedade de fenômenos e obteve estrondoso sucesso em tais análises. A teoria de Newton foi capaz de explicar os movimentos de marés, cometas, luas e planetas. Assim, o meio utilizado demonstra alinhamento com o pensamento cartesiano e os resultados obtidos foram surpreendentemente precisos para a época. Tais fatos coroaram a visão cartesiana determinística e maquinal: não só o mundo, como o universo passaram a ser vistos como grandes máquinas (CAPRA; LUISI, 2014; BAUER, 1999).

Desse modo, novamente, a ciência transmuta-se em relação ao seu passado e à religião. Anteriormente, a primeira era preocupada com entender o significado e importância de elementos e era buscada "para a glória de Deus". Todavia, com a substituição da visão orgânica do mundo pela visão mecânica, o objetivo da ciência passa a ser dominar e controlar a natureza. Esse novo objetivo demonstra claro alinhamento com os pensamentos de Bacon, todavia, os grandes responsáveis pela mudança de visão do mundo são Descartes e Newton (CAPRA; LUISI, 2014).

O resultado estruturado desse conjunto de conceitos, valores e técnicas compõe o Paradigma Cartesiano-Newtoniano, nomeado em referência a dois de seus principais pensadores. Esse paradigma fundamenta-se: na busca de relações ordenadas de causa e efeito entre eventos; na visão de que a natureza deve servir à sociedade humana; no reducionismo; na tendência à quantificação, regularidade, previsibilidade e controle e no determinismo mecanicista (BAUER, 1999). Tal paradigma ainda se vincula à valorização da competição (CAPRA; LUISI, 2014). O sucesso do PCN gerou sua propagação para diversas áreas do saber (BAUER, 1999; GAUKROGER, 2005; CAPRA, 1983).

Todavia, com o progresso da ciência, foram feitas descobertas que pulverizaram alguns pilares de tal paradigma (BAUER, 1999). Das propriedades enfraquecidas vinculadas ao PCN, destacam-se três: reducionismo, valorização da competição e concepção de previsibilidade como certezas.

As duas útimas componentes da tríade holística emergem, naturalmente, em grande parte, da primeira (NOWAK, 2006b; SANTOS; PACHECO, 2005; WOLF; HOLVOET, 2005). Isto é, rede pode ser vista como uma base que sustenta tal tríade.

---

3. NEWTON, I. **Opticks**: A treatise of the reflections, refractions, inflections & colours of light. 4. ed. Nova York: Dover, 1952/1730.

3| A QUEDA DO REDUCIONISMO

Neste capítulo são apresentados achados e teorias que indicam a fragilidade do reducionismo. Isso dá-se principalmente pela descrição da teoria de redes.

3.1 A teoria de redes

A cidade de Königsberg, localizada na Prússia Oriental, possuía sete pontes no ano de 1735 (BARABÁSI, 2014) que cruzavam um rio. Na figura 3, aquelas são demonstradas como linhas de cor verde clara. Os habitantes dessa cidade se divertiam pensando se era possível fazer um caminho que cruzasse as sete pontes sem cruzar duas vezes pela mesma ponte. No mesmo ano, o matemático Euler obteve resposta para tal problema (BARABÁSI, 2002).
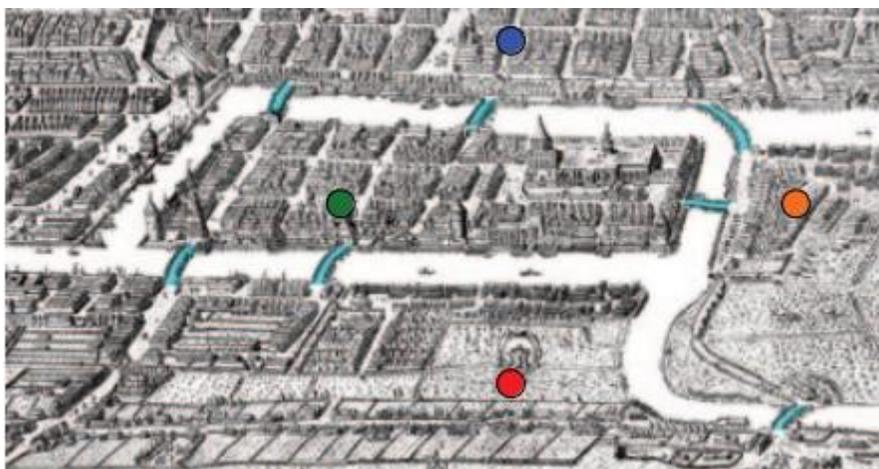
Figura 3 – Mapa de Königsberg que representa o problema das pontes dessa cidade

Pontes representadas na cor azul clara e cada círculo colorido representa uma área da cidade.

Fonte: Compeau, Pevzner eTesler (2011, p. 987).

Euler visualizou esse problema como um grafo e, assim, deu início ao ramo da matemática hoje conhecido como teoria dos grafos. Grafos e redes, na literatura científica, são termos utilizados de maneira intercambiável (BARABÁSI, 2014). Redes são conjuntos de elementos (chamado de nós, representados por círculos) que possuem elos entre si (esses chamados de arestas, representadas por linhas) (NEWMAN, 2003). No problema das pontes, os nós eram as áreas de terra separadas pelo rio. Na figura 3, os nós são os círculos verde, vermelho, azul e laranja que, respectivamente, na figura 4, são os nós A, B, C e D. As pontes eram as arestas. Na figura 4, as arestas são as linhas verdes e finas que conectam os nós (COMPEAU; PEVZNER; TESLER, 2011; BARABÁSI, 2002).
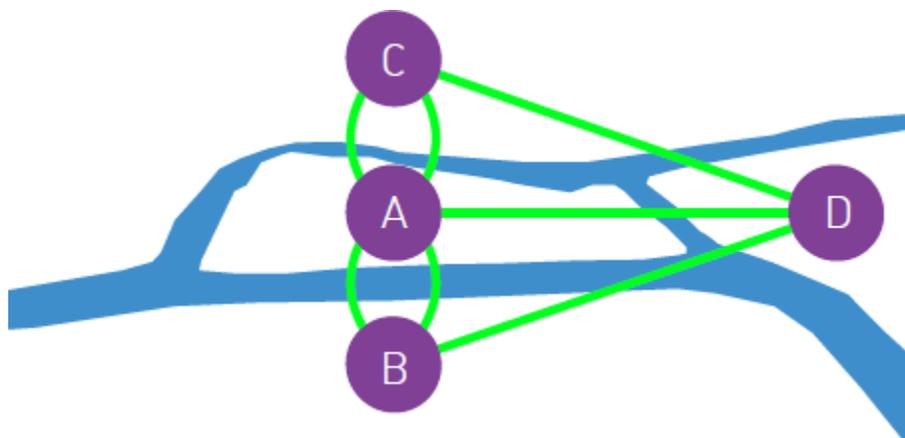
Figura 4 – Ilustração da rede de terras (nós) e pontes (arestas) de Königsberg no tempo de Euler

Fonte: Adaptado de Barabási (2014, p. 3, ch. 2).

Para resolver o problema, Euler constatou que um caminho contínuo que passe por todas as pontes deve ter apenas um ponto de partida e um ponto de chegada. Em seguida, Euler apontou que nós com número ímpar de arestas devem ser ou o começo ou o fim da jornada. Assim, aquele caminho é inexistente para um grafo que possua mais de dois nós com número ímpar de arestas. Como o grafo de Königsberg possuía quatro nós com número ímpar de arestas, não existia um caminho que passasse por todas as pontes sem repetir a passagem por nenhuma dessas (BARABÁSI, 2002).

Assim, a prova de Euler passou a mensagem de que redes possuem propriedades codificadas em suas estruturas e que tais propriedades limitam ou reforçam o comportamento da rede à que se referem (BARABÁSI, 2014). Por exemplo, no problema de Königsberg, em 1875 foi construída uma nova ponte que ligava os nós B e C. Desse modo, ambos passaram a possuir quatro arestas e, assim, apenas dois nós (A e D) possuíam número ímpar de arestas. Logo, passou a existir um caminho que cruzasse todas as pontes sem repetir nenhuma delas. Isso só foi possível por uma mudança na construção e na estrutura do grafo (BARABÁSI, 2002).

Tal fato ataca as bases do reducionismo e do método analítico cartesiano, uma vez que fragmentar o todo elimina propriedades essenciais para compreender suas características. Em congruência com tal pensamento, Barabási (2014, p. 6. ch. 1) afirma que “nós nunca entenderemos sistemas complexos a menos que desenvolvamos uma compreensão profunda das redes por trás deles” e que “a construção e estrutura de grafos ou redes é a chave para a compreensão do mundo complexo ao nosso redor” (BARABÁSI, 2002, p. 12).

3.1.1 Características elementares de redes

Redes apresentam características elementares, necessárias para o aprofundamento da sua compreensão. Essas características são: diferença entre redes dirigidas e não

dirigidas; diferença entre redes ponderadas e não ponderadas; principais métricas de rede e suas representações simbólicas e, por fim, matriz de adjacência.

3.1.1.1 Redes dirigidas e não dirigidas; redes ponderadas e não ponderadas

Arestas determinam se redes são dirigidas ou não dirigidas; ponderadas ou não ponderadas. Em redes não dirigidas, o fato de os nós estarem conectados indica sentido duplo entre eles. Desse modo, essa conexão pode ser representada por uma aresta em formato de uma linha simples que não indica direção, chamada de aresta não dirigida (NEWMAN, 2003). Em uma rede social, por exemplo, uma aresta pode indicar amizade entre os nós conectados.
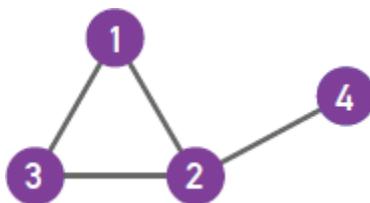
Figura 5 – Exemplo de rede não dirigida

Fonte: Barabási (2014, p. 12, ch. 2).

Já em redes dirigidas, todas as arestas demonstram direção específica, chamadas de arestas dirigidas ou arcos (NEWMAN, 2003; NEWMAN, 2010). Assim, tais arestas indicam sentido único (NEWMAN, 2003). Os arcos podem ser representados por uma linha com uma flecha que parte de um nó e aponta para outro (NEWMAN, 2010). Em uma rede social (esse exemplo será mantido nessa parte), uma aresta que parte de um nó e atinge outro pode significar que o primeiro considera o segundo como amigo.
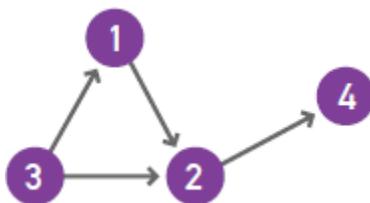
Figura 6 – Exemplo de rede dirigida

Fonte: Barabási (2014, p. 12, ch. 2).

Já sobre a dicotomia de redes em ponderadas e não ponderadas, caso uma rede seja composta por arestas que podem apresentar apenas dois valores (0 e 1), essa é uma rede não ponderada. Assim, ela expressa apenas se elementos estão conectados (1) ou não (0). Em outro caso, se uma rede for composta por arestas que representam força de conexão (e não apenas se a última é existente ou não) e, desse modo, é possível que

arestas apresentem distintos valores entre si (além de 0 e 1), essa é uma rede ponderada (NEWMAN, 2010). Em uma rede social, o peso da aresta pode indicar o quanto os dois nós conectados são amigos. Maior peso de conexão pode ser representado graficamente por uma aresta mais expessa, como demonstrado na figura 7.
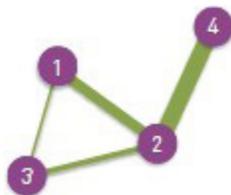
Figura 7 – Exemplo de rede ponderada

Fonte: Barabási (2014, p. 289, ch. 2).

Os pesos das arestas em redes ponderadas são normalmente positivos, todavia, podem ser negativos. Novamente em uma rede social, pesos positivos podem indicar amizade e negativos, inimizade (NEWMAN, 2010). Por fim, apesar de raro, redes ponderadas podem possuir todas as arestas de mesmo peso.

As quatro classificações de redes expressas, apesar de serem basilares, não possibilitam a captação de propriedades cruciais de redes, como a identificação dos seus nós mais importantes. Tais propriedades são captadas por métricas de redes.

3.1.1.2 Principais métricas de rede e suas representações simbólicas

Com a ascensão de computadores e redes de comunicação, é possível coletar quantidade muito maior de dados do que anteriormente a tais ascensões. Isso possibilita formação de redes muito grandes, como a expressa na figura 8, que é representação gráficada rede da internet. Nessa figura os nós são roteadores e as arestas, conexões de internet (NEWMAN, 2003).
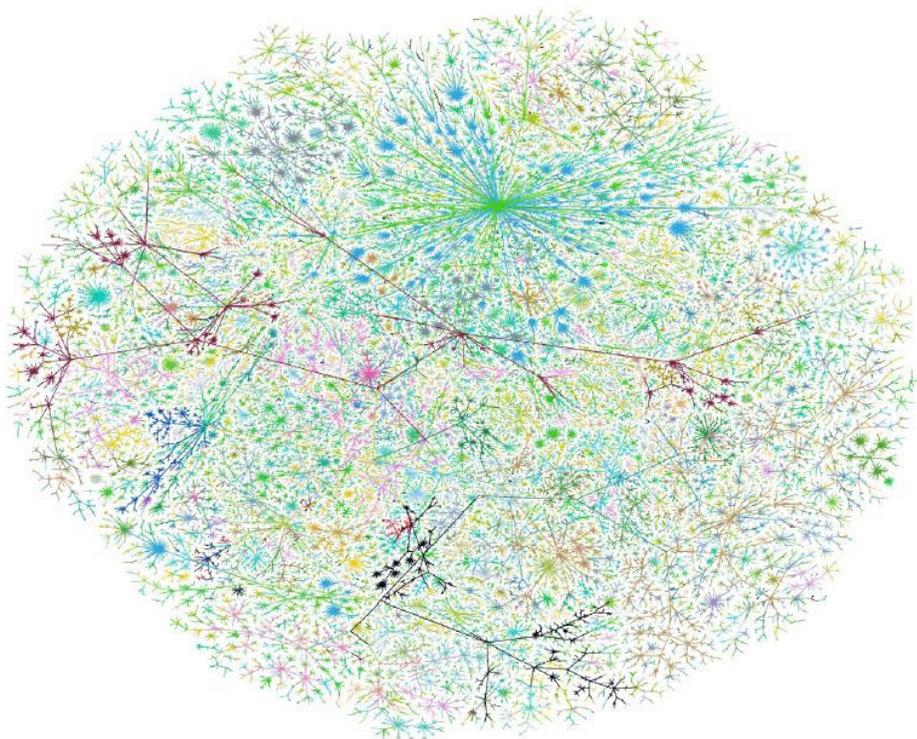
Figura 8 – A rede da internet

Fonte: Newman (2003, p. 170).

Em redes pequenas, a análise visual de sua imagem gráfica possibilita resposta de questões específicas sobre tal rede. Todavia, para uma rede muito grande, como a da figura 8, a análise visual “é inútil” (NEWMAN, 2003, p. 171). Logo, deve ser utilizada outra maneira para compreender a rede. Um método desenvolvido e utilizado com esse intiuito é a análise de propriedades estatísticas da rede.

Também pela emergência de possibilidade de estudo de grandes redes, o enfoque de estudo daquelas propriedades foi transmutado. A ênfase, anteriormente fornecida para o estudo de propriedades de nós e arestas individualmente, passa a ser dada para a análise de propriedades de grande escala em redes (NEWMAN, 2003). Como grande parte dessas propriedades de grande escala se fundamentam em propriedades de pequena escala, métricas que representam propriedades dos distintos níveis de redes são apresentadas. Por vezes, os níveis podem ser divididos em três: micro, meso e macro. Primeiro são demonstradas métricas de nível micro e, em sequência, suas conexões com níveis superiores (meso e/ou macro).

3.1.1.2.1 As relações entre k,Pk, L e N

O grau é uma medida que cada nó possui. O grau é a quantidade de arestas que um nó possui com outros nós. O grau de um nó é representado por *k*, assim, caso um nó seja

nomeado de i, o grau desse nó é chamado de k_i (BARABÁSI, 2014, p. 8, ch. 2). Na rede representada pela figura 9, o *k* de *C* é 3, de *B* é 2, o de *A* também é 2 e o de *D* é 1.
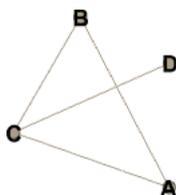
Figura 9 – Exemplo de rede

Fonte: Elaborada pelos autores.

Já em perspectiva macro, redes são nós conectados por arestas. Assim, duas medidas essenciais de tal perspectiva são o número total de nós e o de arestas da rede. O número total de nós da rede é descrito por *N* e, de arestas, por *L* (de *links*). O *L* de uma rede pode variar entre 0 e L_{max}. O último indica o número máximo de possíveis conexões de uma rede e é determinado por $N.\ \frac{(N-1)}{2}$ (BARABÁSI, 2014). Para a rede expressa na figura 9, $N = 4$; $L = 4$ e $L_{max} = 6$. Com a divisão de *L* por L_{max} é obtida a densidade da rede, que quantifica a fração de arestas existentes dada a quantidade máxima de conexões possíveis. A densidade da rede da figura 9 é de 0,667.

Novamente sobre o grau, como esse é determinado pelo número de arestas que um nó possui, *L* possui relação com *k*. Para uma rede não dirigida, *L* é determinado pela somatória do grau de todos os nós da rede e a divisão do resultado da somatória por dois. A divisão (por dois) tem a função de eliminar a dupla contagem de arestas (BARABÁSI, 2014). Matematicamente:

$$L = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N} k_i . \qquad (2.1)$$

Além disso, *L* demonstra relação com o grau médio de uma rede, que é representado por $\langle k \rangle$. Para uma rede não dirigida, $\langle k \rangle$ é determinado pela multiplicação de todas as arestas por “dois” e divisão desse resultado pelo número total de nós da rede. Isso também equivale a somar o grau de todos os nós da rede e dividir pela quantidade de nós que a rede possui (BARABÁSI, 2014) (para a rede expressa na figura 9, $\langle k \rangle = 2$). Matematicamente:

$$\langle k \rangle = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} k_i = \frac{2L}{N}. \qquad (2.2)$$

Já para redes dirigidas, cada nó possui dois tipos de arestas: as que partem dele e as que chegam nele. Logo, cada nó possui dois tipos de graus: o grau de saída (arestas que partem do nó) e o grau de entrada (arestas que chegam ao nó). Assim, não há recontagem nesse tipo de rede. Consequentemente, na equação 2.1, o denominador de valor “dois” deve ser eliminado, desse modo o *L*, para redes dirigidas, toma a forma de (BARABÁSI, 2014)

$$L = \sum_{i=1}^{N} k_i^{entrada} = \sum_{i=1}^{N} k_i^{saída} \quad (2.3)$$

e, em coerência com a mesma explicação, o ⟨k⟩, para redes dirigidas, é determinado por (BARABÁSI, 2014)

$$\langle k^{entrada} \rangle = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} k_i^{entrada} = \langle k^{saída} \rangle = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} k_i^{saída} = \frac{L}{N} \quad (2.4)$$

Aprofundando o estudo sobre grau de nós e seu impacto em nível macro, para ser feito o cálculo da maioria de propriedades de redes, é necessário conhecer a distribuição de grau da rede (propriedade de nível macro da rede). Ainda, a distribuição de grau da rede determina muitos fenômenos de redes (como robustez da rede e propagação de vírus) (BARABÁSI, 2014).

A distribuição de grau é o histograma normalizado dado por $P_k = \frac{N_k}{N}$, onde N_k é o número de nós com grau *k*. Assim, a distribuição de grau fornece a probabilidade que um nó selecionado aleatoriamente possua grau *k* (BARABÁSI, 2014).

Por exemplo, na figura 10, a) representa uma rede e b), a distribuição de grau dessa rede. Como expresso, o histograma contém os graus dos nós (eixo horizontal) e o resultado da divisão da quantidade de nós de determinado grau pela quantidade total de nós da rede (no eixo vertical). Por exemplo, em a existem dois nós (nós 3 e 4) com grau dois (possuem duas arestas com outros nós), logo 2/4 (que é *N*, isto é, o número total de nós da rede) resulta em 0,5, expresso em b. Essa é a probabilidade de ser selecionado aleatoriamente um nó nessa rede com grau 2. Nesse exemplo, P_k, para $k = 0$ até 3: $p_0 = 0$, $p_1 = 1/4$, $p_2 = 1/2$, $p_3 = 1/4$.
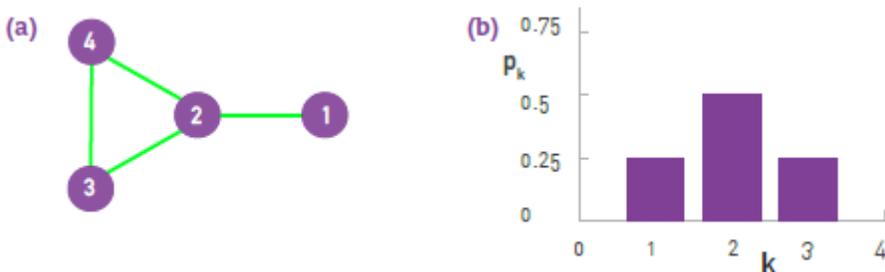
Figura 10 – Exemplo de rede e sua distribuição de grau

Fonte: Barabási (2014, p. 9, ch. 2).

Como demonstrado, o grau fundamenta diversas métricas de redes. O coeficiente de agrupamento é uma dessas, apresentada a seguir.

3.1.1.2.2 Coeficiente de agrupamento

O coeficiente de agrupamento local (que é representado por *Ci* de *clustering*) de um nó i é determinado pelo número de conexões que seus vizinhos (os nós conectados diretamente ao nó i) possuem entre si, dividido pelo máximo número de conexões possíveis

entre esses vizinhos. Matematicamente (BARABÁSI, 2014),

$$C_i = L_i / k_i . (k_i - 1)/2 \quad (2.5)$$

onde Li representa o número de arestas entre os vizinhos de i. Assim, o coeficiente de agrupamento local expressa, analogicamente, quantos dos meus amigos são amigos entre si (BARABÁSI, 2002). Esse coeficiente ainda representa a densidade local de arestas na vizinhança de um nó e a probabilidade de dois vizinhos de um determinado nó estarem conectados (BARABÁSI, 2014). Na rede da figura 9, os coeficientes de agrupamento local de A, B, C e D são, respectivamente, 1, 1, 1/3 e 0 (isso pois possui apenas um vizinho).

O agrupamento pode ser utilizado para gerar uma medida global da rede (isto é, uma métrica que quantifica uma propriedade de nível macro), que é o coeficiente de agrupamento médio, representado por $\langle C \rangle$. Esse é determinado pela média do agrupamento de todos os nós de uma rede (WATTS; STROGATZ, 1998). Assim, o agrupamento médio fornece a probabilidade de dois vizinhos de um nó selecionado aleatoriamente estarem conectados (BARABÁSI, 2014). Também representa, dados todos os nós da rede, a densidade média de arestas de nós vizinhos. Para a rede representada na figura 9, $\langle C \rangle \approx 0{,}583$.

Ainda, é existente métrica que se focaliza não no grau do nó, mas sim na topologia da rede desenhada por arestas. Essa métrica visa quantificar, fundamentada em arestas, distâncias entre nós.

3.1.1.2.3 Medidas de comprimento

Barabási destaca a importância de distância em sistemas físicos:

> A distância física desempenha um papel chave na determinação de interações entre os componentes de sistemas físicos. Por exemplo, a distância entre dois átomos em um cristal ou entre duas galáxias no universo determina as forças que agem entre eles. (BARABÁSI, 2014, p. 20, ch. 2).

Já em redes, distância importa na análise de fenômenos propagativos. A distância também fundamenta métricas que quantificam a importância de nós.

A distância, em redes, é determinada pelo comprimento de caminho. Caminho é uma rota que percorre arestas da rede. O comprimento do caminho é determinado pelo número de arestas percorridas (BARABÁSI, 2014).

Uma das medidas de comprimento é o de caminho mais curto (denotado por *d*), também chamado de caminho geodésico. Esse é o caminho com menor número de arestas entre dois nós (BARABÁSI, 2014). Por exemplo, na figura 11, o comprimento do caminho mais curto entre os nós “um” e “dois” é um; *d* = 2 para “um” e “cinco” e também para “um” e “três”; por fim, *d* = 3 para o par de nós “um” e “quatro” (que pode ser feito por duas rotas distintas).
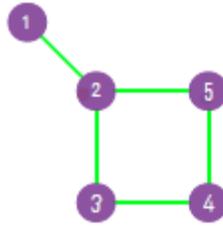
Figura 11 – Exemplo de rede para medidas de distância

Fonte: Barabási (2014, p. 21, ch. 2).

Outra medida de caminho é o caminho médio, denotado por $\langle d \rangle$. Ele é a média dos caminhos mais curtos entre todos os pares de nós da rede. Logo, expressa a distância média entre todos os pares de nós da rede. Na figura 11, a distância média é dada por (BARABÁSI, 2014):

$$\langle d \rangle = \frac{\begin{pmatrix} d_{1\to2}+d_{1\to3}+d_{1\to4}+d_{1\to5}+ \\ +d_{2\to3}+d_{2\to4}+d_{2\to5}+ \\ +d_{3\to4}+d_{3\to5}+ \\ +d_{4\to5} \end{pmatrix}}{10} = 1.6. \quad (2.6)$$

Por fim, a última medida de distância apresentada é o diâmetro, que é o maior d da rede. Ou seja, é o maior caminho mais curto existente entre um par de nós da rede. O diâmetro é denotado por d_{max} e, na figura 11, é igual a três (BARABÁSI, 2014).

Além dessas medidas, outras vinculam-se à identificação da importância de nós.

3.1.1.2.4 Medidas de centralidade

O conceito de centralidade aborda a questão: “quais são nós mais importantes da rede?”. Como existem diversas definições de “importância”, existem diversas medidas de centralidade no âmbito de redes (NEWMAN, 2010). Grau, centralidade de proximidade e centralidade de intermediação são medidas de centralidade utilizadas com grande frequência.

A centralidade de intermediação de um nó é a quantidade de caminhos mais curtos, entre todos os pares de nós da rede, que contém um determinado nó (FREEMAN, 1977; SCOTT, 2000). Todavia, não é frequente a consideração do valor absoluto da centralidade de intermediação, mas sim sua magnitude relativa. Esse valor relativo pode ser dado pela divisão da quantidade de caminhos mais curtos que contém o nó estudado pela quantidade total existente de caminhos mais curtos. Assim, a centralidade de intermediação, nessa última versão apresentada, mensura a intensidade (fração) com que um nó intermedia caminhos mais curtos entre todos os pares de nós da rede (NEWMAN, 2010).

Essa medida é útil para identificar nós que detém poder sobre o fluxo em uma rede (NEWMAN, 2010). Por exemplo, em uma rede social, um nó que detém centralidade de intermediação relativamente alta apresenta probabilidade relativamente alta de captar

informação que flui por tal rede.

Outra medida de centralidade é a de centralidade de proximidade, que mensura a distância média de um nó em relação a outros nós (NEWMAN, 2010). Mais especificamente, essa medida é determinada pelo inverso da média de caminhos mais curtos de um nó para todos os outros da rede (exceto ele mesmo). Matematicamente:

$$C_i' = \frac{1}{(n-1)} \sum_{j(\neq i)} \frac{1}{d_{i,j}}. \quad (2.7)$$

Os nós que possuem maior valor nessa medida podem ter maior acesso à informação ou maior influência direta em outros nós (NEWMAN, 2010).

Por fim, o próprio grau é uma medida de centralidade. Em alguns textos acadêmicos, grau é chamado de “grau de centralidade” para destacar esse papel. O grau, apesar de ser simples, pode gerar interpretações úteis sobre a importância do nó. Tomado novamente o exemplo de uma rede social, parece razoável supor que nós com maior grau detêm, em comparação com os de menor grau, maior influência, acesso à informação ou prestígio. Ainda, em uma rede de citação científica, na qual o grau de entrada de um nó (artigo científico) é determinado pelo número de citações que ele recebe, tal grau pode ser útil em definir a importância e o impacto desse artigo na ciência (NEWMAN, 2010).

Assim, finalizada a apresentação de métricas de redes, é exposta a maneira de representar redes. Tal maneira é a matriz de adjacência. Fundamentada nessa, é demonstrado o processo de construção e visualização de redes, com emprego, respectivamente, dos *softwares* Excel e Gephi.

3.1.1.3 Matriz de adjacência

Uma matriz de adjacência, *A*, caracteriza as conexões (ou a falta dessas) entre os nós de uma rede. Cada linha (i) de *A*, assim como cada coluna (j), representa as conexões de um nó; $i = j$ dizem respeito ao mesmo nó. A intersecção entre i e j determina a aresta entre os nós representados por i e j. Assim, a matriz de adjacência de uma rede não dirigida é simétrica, ou seja, $Aij = Aji$ (BARABÁSI, 2014). Já a matriz de adjacência de uma rede dirigida não precisa ser simétrica. Isso pois, nessa matriz, j determina arestas que partem do nó referente a tal coluna; i, as que atingem o nó a que essa linha diz respeito e tais medidas podem ser distintas.

A figura 12 demonstra o exemplo de uma matriz de adjacência de uma rede não dirigida (esquerda) e uma de uma rede dirigida (direita). Para ambas as matrizes, $i = j = 1$ representam arestas do nó “um”; $i = j = 2$ representam arestas do nó “dois”, e assim sucessivamente. Na matriz à esquerda da figura 12, $A_{32} = 1$ indica que os nós “três” e “dois” estão conectados por uma aresta de peso 1. Na mesma matriz, $A_{14} = 0$ implica que os nós “um” e “quatro” estão desconexos. Na matriz à direita, $A_{23} = 1$ sinaliza que o nó “três” apresenta um arco de peso 1 direcionado para o nó “dois”. Na mesma matriz, $A_{32} = 0$ implica que o nó “dois” não apresenta um arco direcionado para o nó “três”. Por fim, para a matriz de adjacência referente à rede não dirigida, $A_{32} = A_{23}$; já a referente à rede dirigida, $A_{32} \neq A_{23}$.
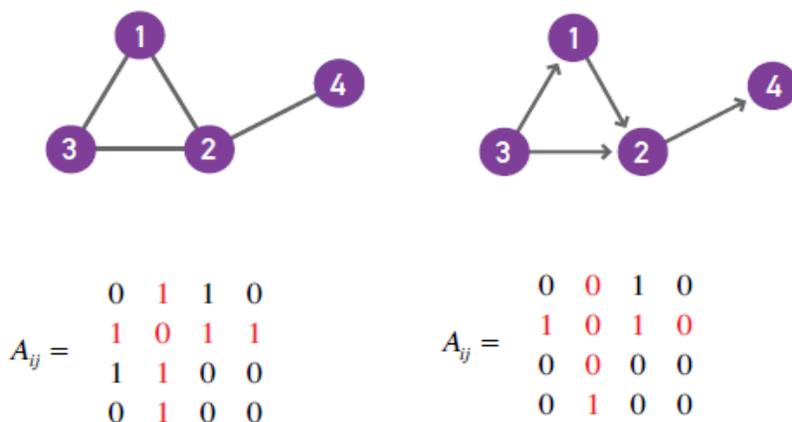
Figura 12 – Exemplo de matriz de adjacência para uma rede não dirigida e uma dirigida

Fonte: Barabási (2014, p. 12, ch. 2).

Tomada a exata explicação demonstrada de matriz de adjacência sobre uma rede não dirigida, é possível visualizar e analisar redes (com emprego de diversas métricas de redes já apresentadas) no gratuito *software* Gephi. O mesmo pode ser feito para uma rede dirigida, todavia, para esse *software*, i determina arestas que partem de um nó e *j*, as que atingem um nó.

Nesses parâmetros, pode ser construída a matriz de adjacência no *software* Excel, com a primeira linha e coluna da matriz determinada pelo nome dos nós. Finalizada a criação da matriz, o arquivo de Excel pode ser salvo como "pasta de trabalho do excel". Tal arquivo é legível para o *software* Gephi. Um exemplo de rede dirigida é demonstrado:

	A	B	C	D	E
1		a	b	c	d
2	a	0	0	0	1
3	b	1	0	1	0
4	c	1	1	0	0
5	d	1	0	0	0

Quadro 2 – Matriz de adjacência de rede dirigida

Fonte: Elaborado pelos autores.
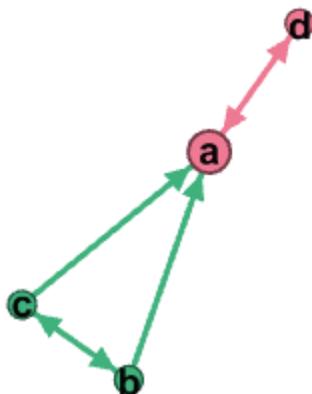
Figura 13 – Visualização da rede correspondente à matriz de adjacência do Quadro 2

Fonte: Elaborada pelos autores.

Além de descrever redes estatisticamente, a ciência de redes busca construir modelos que reproduzem propriedades vislumbradas em rede reais (BARABÁSI, 2014). Ao fazer isso, dinâmicas dessas últimas também são captadas.

3.1.2 Modelos de formação de redes e suas características básicas

“Um modelo é uma representação matemática simplificada de um sistema”. No modelo, não devem ser incluídas todas as propriedades (mesmo que importantes) do sistema real que aquele representa, mas sim apenas as que se acredita que exercem função essencial na interpretação do fenômeno observado (BOCCARA, 2004, p. 4). Ainda, destaca-se que um modelo pode ser utilizado para iluminar dinâmicas essenciais do elemento estudado (EPSTEIN, 2008). Por fim, ao tratar especificamente de redes, Barabási (2014) afirma que, para entender a estrutura de uma rede, sua dinâmica deve ser compreendida.

Nessa perspectiva, a trajetória histórica dos principais modelos de redes é composta por simples modelos matemáticos que buscam a essência do fenômeno. Por meio da sucessão dessas tentativas, são esclarecidas dinâmicas essenciais de redes reais e, desse modo, é aprofundado o conhecimento sobre a estrutura e, especialmente, sobre a formação dessas últimas.

3.1.2.1 Redes aleatórias

O primeiro modelo é formado pelos cientistas Edös e Rényi. Como o objetivo final de um cientista é identificar a explicação mais simples para um fenômeno complexo, em 1960, esses dois indivíduos buscaram tal intuito no estudo de redes. Dada a grande diferença de regras que distintos sistemas tomam para construir suas redes (como computadores conectados por cabos, moléculas ligadas por reações bioquímicas e empresas por trocas comerciais), aqueles dois autores propuseram a solução mais simples para determinar o

mecanismo de construção de redes: conectar os nós de maneira aleatória. Esse modelo é chamado de *rede aleatória* (BARABÁSI, 2002; BARABÁSI, 2014).

Para criar uma rede aleatória, devemos iniciar com um conjunto de nós isolados. Posteriormente, selecionamos um par de nós e geramos um número aleatório entre 0 e 1. Se esse número superar certo *p*, os nós são conectados, caso contrário, são mantidos desconexos. Isso deve ser efetuado para todos os possíveis pares de nós da rede (BARABÁSI, 2014).

Uma comparação entre esse modelo e três redes reais foi feita por Watts e Strogatz (1998). A primeira das redes reais é a que estrutura o sistema nervoso do simples organismo multicelular *C. elegans*. Nessa rede, nós são neurônios e arestas são conexões entre eles (MITCHELL, 2009). A segunda é a rede elétrica do ocidente dos EUA. Nessa, os nós são geradores elétricos, transformadores e subestações de energia; as arestas são linhas de transmissão de alta voltagem entre tais nós. Por fim, a última rede é uma rede de atores, na qual os nós são atores e esses estão conectados se atuaram juntos em pelo menos um filme (WATTS; STROGATZ, 1998).

O caminho médio obtido para, respectivamente, a rede do sistema nervoso do *C. elegans*, a rede de eletricidade do ocidente dos EUA e a de atores foi de 3,65; 18,7 e 2,65. Para cada uma dessas redes, outra foi criada com emprego do modelo de redes aleatórias. Cada uma dessas últimas apresenta o mesmo N e $\langle k \rangle$ da rede a que se referem. Assim, o caminho médio, expresso na mesma ordem anteriormente apresentada, foi: 2,99; 12,4 e 2,25 (WATTS; STROGATZ, 1998). Dada a similaridade entre os valores de $\langle d \rangle$ entre redes reais e aleatórias, a validade de tal modelo é corroborada.

Todavia, redes aleatórias demonstram diversas incongruências com a realidade. Uma dessas (a única que não se relaciona diretamente com grupos em redes) é referente à distribuição de grau dos nós, que se vincula à distribuição binomial. Esse vínculo é dado, inicialmente, pelo fato de a distribuição binomial, em geral, descrever o número de sucessos (x) em N experimentos independentes que podem possuir dois resultados, onde a probabilidade de cada um dos resultados é, respectivamente p e 1 - p. Tomado que p_x é a probabilidade de se obter x sucessos, tal distribuição é (BARABÁSI, 2014):

$$p_x = \binom{N}{x} p^x (1-p)^{N-x}. \qquad (2.8)$$

A adaptação dessa distribuição para redes finaliza a descrição do vínculo mencionado. Nessa adaptação, tem-se que P_k (em paralelo a p_x) é a probabilidade de encontrar um nó com grau k. Ainda, (relacionado a) é o número de maneiras possíveis de selecionar k arestas do máximo de arestas que um nó pode ter[1]. Também, p é a probabilidade de nós

1. É demonstrado exemplo de uma rede com N = 3, do número de maneiras de selecionar cada um dos possíveis números de arestas (0, 1 e 2) que um nó pode ter. Para que não seja selecionada nenhuma aresta em um nó, apenas uma configuração é possível (o nó não está conectado com nenhum dos outros dois), assim $\binom{2}{0}$ = 1; para encontrar uma aresta, duas configurações são possíveis (pois são existentes doisnós além do analisado), logo $\binom{2}{1}$ = 2; por fim, para serem encontradas duas arestas, apenas uma configuração é possível (o nó estar conectado aos outros dois), logo $\binom{2}{2}$ =1.

estarem conectados; 1 - *p* a probabilidade de nós não estarem conectados. Por fim, *N* - 1 - *k* (relativo a *N* - *x*) é o número total de arestas restantes, logo $(1- p)^{N-1-k}$ é a probabilidade de esse número de arestas restantes estarem faltando. Assim, dado que conexões entre nós determinam o grau dos mesmos, tem-se que a distribuição de grau de redes aleatórias segue distribuição binominal, isso no formato de (BARABÁSI, 2014):

$$P_k = \binom{N-1}{k} p^k (1-p)^{N-1-k}, \tag{2.9}$$

Todavia, a maioria das redes reais são esparsas (isto é, $\langle k \rangle << N$ ou $L << L_{max}$) e, nesse cenário, a distribuição de grau (que segue formato binominal) de redes aleatórias é bem aproximada por distribuição de Poisson. A última depende apenas de $\langle k \rangle$, enquanto a distribuição binominal depende de *p* e *N*. Assim, por essa simplicidade, a distribuição de Poisson, apesar de não determinar com exatidão a distribuição de grau de redes aleatórias, tende a ser preferida para fazer cálculos e é normalmente chamada de distribuição de grau de redes aleatórias. A distribuição de Poisson empregada para redes é (BARABÁSI, 2014):

$$p_k = e^{-\langle k \rangle} \frac{\langle k \rangle^k}{k!} \tag{2.10}$$
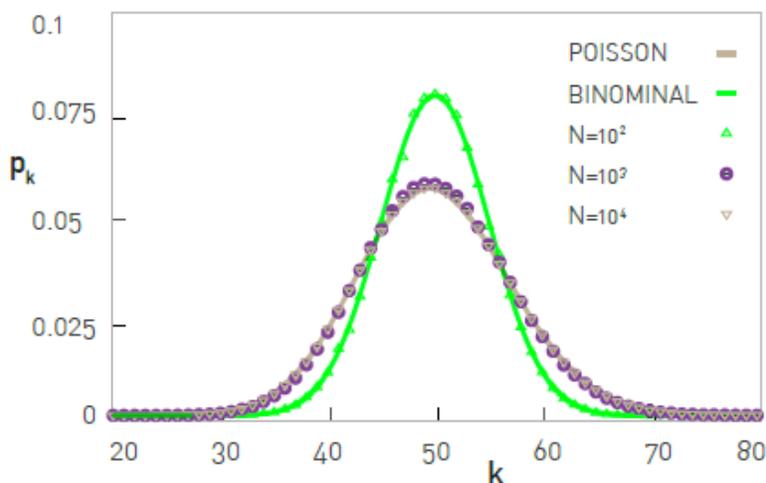
Figura 14 – Demonstração gráfica de distribuição de Poisson e binomial

As redes expressas possuem N = 10^2; 10^3; 10^4; todas elas apresentam $\langle k \rangle = 50$

Fonte: Barabási (2014, p. 10, ch. 3).

Essa distribuição, por exemplo em rede análoga à social global, com *N* = 7 bilhões e $\langle k \rangle$ (sociólogos indicam que uma pessoa típica conhece outras mil pelo nome), indica que k_{max} é 1185 e $k_{mín}$ 816. Isso provaria a inexistência de nós que possuem grau muito grande,

que se destacam muito de outros nós, chamados de *hubs* (BARABÁSI, 2014). Todavia, na realidade, hubs não apenas são existentes em diversos sistemas complexos (BARABÁSI, 2002), como proporcionam características essenciais de grande parte de redes e sistemas reais (BARABÁSI, 2014).

O grau ainda descreve outra propriedade que permite testar a validade de redes aleatórias em descrever aspectos de redes reais. Essa propriedade trata dos efeitos gerados em redes aleatórias ao ser aumentado o seu grau médio[2] da mesma.

Primeiro, para $\langle k \rangle < 1$, que determina o chamado regime subcrítico, a rede possui diversos grupos pequenos. Nesse regime, o tamanho do maior grupo (N_G) é muito menor do que a rede: $N_G \sim N^{2/3}$. Assim, caso a rede seja muito grande (*N* tender a infinito), o tamanho do maior grupo em relação à rede toda será insignificante ($N_G/N \simeq \ln N/N \rightarrow 0$ no limite $N \rightarrow \infty$) (BARABÁSI, 2014).

Com a adição de mais arestas, ao ser atingido o ponto de $\langle k \rangle = 1$, é alcançado o chamado ponto crítico. Apesar de nesse ponto o tamanho relativo de *Ng* ainda ser zero, *Ng* demonstra grande alteração em relação ao regime subcrítico. No ponto crítico,$N_G \sim N^{2/3}$. Por exemplo, em uma rede de *N* de sete bilhões (análoga à rede social do mundo inteiro), no regime subcrítico $N_G \simeq 22{,}7$ e, no ponto crítico, $N_G \simeq 3 \, x \, 10_6$ (BARABÁSI, 2014).

Em sequência, com a adição de arestas, com o alcance de $\langle k \rangle$, é atingido o regime supercrítico. Nesse regime, para a vizinhança de $\langle k \rangle = 1, N_G/N \sim \langle k \rangle - 1$, e uma componente gigante (que é um grupo grande) emerge e coexiste com outros diversos grupos isolados (BARABÁSI, 2014). Essa mudança brusca no tamanho do grupo é chamada por matemáticos de emergência de componente gigante. Físicos descrevem o mesmo fenômeno como uma transição de fase, similar ao momento em que água congela. Por fim, sociólogos interpretariam o fenômeno como uma formação de comunidade (BARABÁSI, 2002).

Apenas no caso em que a adição de arestas seja suficiente para $\langle k \rangle = \ln N$, a componente gigante absorve todos os nós, isto é, N_G é aproximadamente *N*. Assim, a equação $\langle k \rangle = \ln N$ determina o último regime, chamado de regime conectado (BARABÁSI, 2014).

Redes elétricas e da internet estão no regime supercrítico e abaixo do regime conectado. Isso indica que é esperado que alguns consumidores não recebam energia elétrica e que alguns roteadores (da internet) estejam desconectados do componente principal. Ambas as expectativas são incongruentes com a realidade (BARABÁSI, 2014).

Além dessa, ainda outra incongruência, dessa vez relativa ao coeficiente de agrupamento, entre o modelo de rede aleatória e a realidade foi encontrada. Tal coeficiente em redes aleatórias é dado por $\langle k \rangle / N$, assim, é esperado que o agrupamento independa do grau do nó analisado e que decaia conforme a rede aumenta de tamanho (conforme *N* cresça). Ambas as expectativas demonstram-se falsas ao serem comparadas com a realidade (BARABÁSI, 2014).

Por fim, foi identificada outra discrepância entre o modelo de redes aleatórias e redes reais. Essa disparidade (oriunda do mesmo estudo que expressa a validade de tal modelo em descrever $\langle d \rangle$ de redes reais) foi captada por meio de comparação dos valores de $\langle C \rangle$ (coeficiente de agrupamento médio) demonstrados por simulações de redes reais

2. Em redes aleatórias determinado por $\langle k \rangle = p(N\text{-}1) -1)$(BARABÁSI, 2014).

(ao serem mantidos N e $\langle k \rangle$ das mesmas) com os valores de $\langle C \rangle$ das redes reais que tais simulações representavam. Nessas comparações, para a rede aleatória do sistema nervoso do *C. elegans*, foi obtido $\langle C \rangle = 0{,}05$; já a rede real demonstrou $\langle C \rangle$. Sobre a rede elétrica do ocidente dos EUA simulada, $\langle C \rangle = 0{,}005$; a real demonstrou $\langle C \rangle = 0{,}08$. Por fim, na rede de atores, o $\langle C \rangle$ do modelo foi 0,00027; já o da rede real foi de 0,79 (aproximadamente 2926 vezes maior do que o $\langle C \rangle$ do modelo) (WATTS; STROGATZ, 1998).

3.1.2.2 Ascensão de redes de mundo pequeno

A simultânea validade de redes aleatórias em descrever $\langle d \rangle$ e invalidade em descrever $\langle C \rangle$ foi estudada. Tal invalidade fundamenta-se no baixo valor, na última métrica, que esse tipo de rede apresenta em relação a redes reais. Dado que redes regulares demonstram altos valores nessa métrica (em congruência com redes reais), foi efetuado um procedimento que combina ambos os tipos de redes (regulares e aleatórias) (WATTS; STROGATZ, 1998).

Tal combinação é iniciada por um anel regular de N nós. Cada um desses é conectado com seus k vizinhos mais próximos por meio de arestas não dirigidas. Posteriormente, são selecionados um nó e a aresta que o conecta ao seu vizinho mais próximo no sentido horário. Com a probabilidade p, tal aresta é reconectada (redirecionada) a um nó, dentre todos os possíveis, escolhido de maneira aleatória (dado que arestas duplicadas são proibidas); caso contrário, a aresta não é alterada de seu local original. Esse processo é repetido, em sentido horário, até que uma volta seja concluída (WATTS; STROGATZ, 1998).

Em sequência, são consideradas as arestas que conectam um nó ao seu segundo vizinho mais próximo no sentido horário. Novamente, as arestas são conectadas aleatoriamente com probabilidade p. Tal processo repete-se, considerando vizinhos mais distantes na medida em que voltas são dadas no anel regular, isso até que cada aresta original tenha sido considerada uma vez. Todo o procedimento é realizado sem alterar N e L da rede inicial (WATTS; STROGATZ, 1998).

Nesse procedimento, mesmo com emprego de baixos valores de p (que implica baixo número de recombinação de arestas na rede regular), $\langle d \rangle$ decai rapidamente, enquanto $\langle C \rangle$ requer maiores valores de p para alterar-se consideravelmente. Isso ocorre pois, nas recombinações de arestas, são efetuadas conexões de longo alcance. Essas conectam nós que, na rede regular, estariam distantes. Desse modo, para pequenos valores de p, cada uma dessas conexões de longo alcance encurta a distância não apenas entre o par de nós que conecta, mas também entre os vizinhos (imediatos ou não) de tais nós. Assim, esse tipo de conexão demonstra, para pequeno p, fortes efeitos não-lineares enquanto uma aresta removida de uma vizinhança (agrupada entre si) para a efetuação de conexões de longo alcance gera, no máximo, um efeito linear em $\langle C \rangle$ (WATTS; STROGATZ, 1998). A dinamicidade de $\langle C \rangle$ e $\langle d \rangle$ em relação a p é expressa na figura 16.
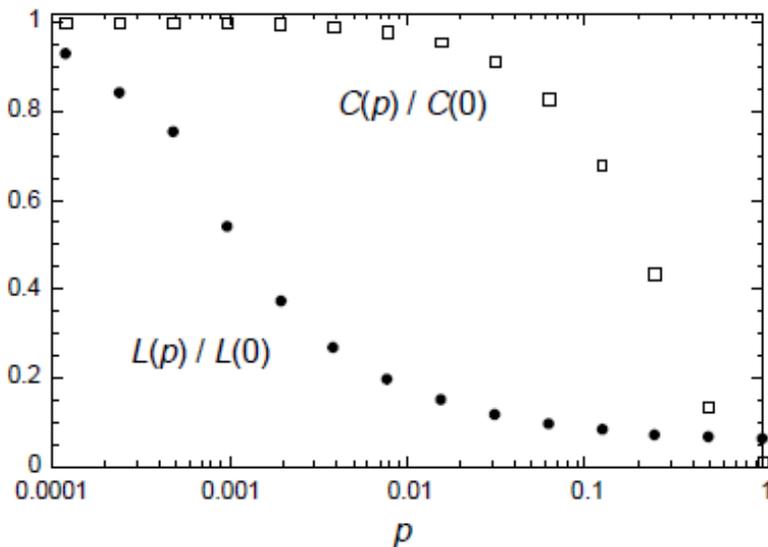
Figura 16 – ⟨*C*⟩ e ⟨*d*⟩ em relação a *p*

Fonte: Adaptada de Watts e Strogatz (1998, p. 441).

Assim, redes que combinam ordem (regularidade) com níveis de desordem (aleatoriedade) podem apresentar baixo ⟨*d*⟩ e alto ⟨*C*⟩. Essas redes foram nomeadas de *redes de mundo pequeno* (WATTS; STROGATZ, 1998).

3.1.2.3 Modelo BA

Apesar das diferenças entre redes de mundo pequeno e redes aleatórias, elas são compatíveis na visão de mundo em que se fundamentam. Isso pois, na concepção de ambas, arestas são posicionadas aleatoriamente (BARABÁSI, 2002). Tal semelhança manifesta-se na distribuição de grau das duas redes, que segue, aproximadamente, a distribuição de Poisson. Como já apresentado, essa distribuição ignora a existência de hubs. Esses, na maioria das redes, são uma propriedade fundamental (BARABÁSI, 2002).

Dada essa incongruência entre modelos e observações da realidade, Barabási e Albert desenvolveram um novo modelo (modelo BA). Nesse, os nós não são conectados de maneira aleatória, mas sim os mais conectados possuem maiores chances de receberem mais ligações (MITCHELL, 2009). Essa probabilidade é determinada por k_i/L (BARABÁSI, 2014). Tal princípio é nomeado de conexão preferencial[3]. Ele descreve, por exemplo, que uma página popular, por ser mais fácil de ser encontrada, receberá mais conexões de outras páginas da internet, isso em relação a uma página desconhecida (MITCHELL, 2009).

---

3. Em rede reais, para identificar a probabilidade de um nó obter novas conexões, dado o seugrau, é utilizada a variação de grau do mesmo dividida pela variação de tempo. O melhor emprego dessa fórmula fundamenta-se em utilizar uma variação de tempo pequena, todavia não muito pequena para que a variação de k seja perceptível. Todavia, a curva obtida por tal fórmula pode conter ruídos. Para resolver esse problema, é mensurada a função de conexão preferencial cumulativa. Essa função é dada por $\pi(k) = \sum_{k_i=0}^{k} \Pi(k_i)$, onde $\Pi(k_i)$ é a probabilidade da aresta de um novo nó conectar-se a um nó de grau i e π (k)é a própria função de conexão preferencial cumulativa (BARABÁSI, 2014).

Ainda, o modelo BA, diferente dos modelos anteriormente apresentados, assume que o número de nós da rede não é estático, mas sim que nós são adicionados com o tempo. A percepção de que a estrutura da rede e sua evolução (dada pelo aumento do número de nós) são inseparáveis é a mensagem mais importante desse modelo. Um exemplo de dinamicidade de *N* em um caso real é o surgimento de novas páginas na internet (BARABÁSI; ALBERT, 1999; BARABÁSI, 2014).

Embasado em conexões preferenciais e crescimento da rede, a figura 17 demonstra um exemplo de rede que segue o modelo BA. Em sua manifestação física, é visível padrão fractal. Isto é, ao ser focalizada uma parte, essa tende a se assemelhar ao todo.
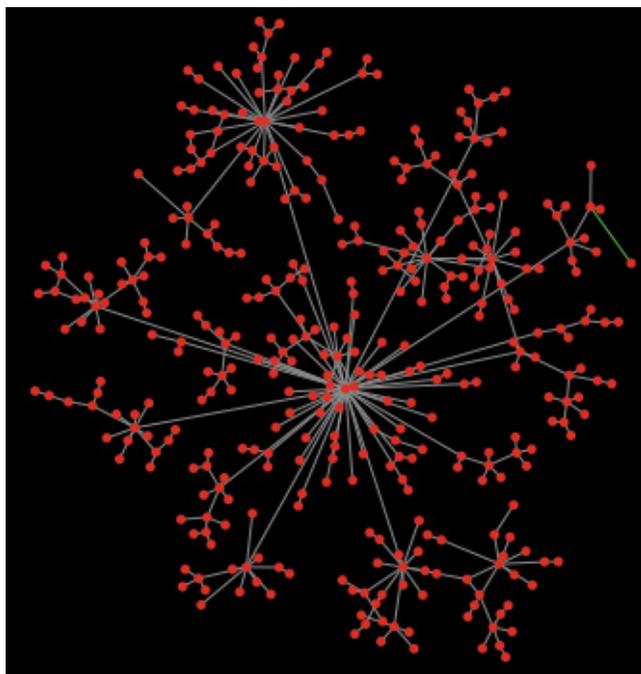
Figura 17 – Rede formada pelo modelo BA

Fonte: Elaborada pelos autores.

A rede forjada pelo modelo demonstra distribuição de grau que segue lei de potência (em contraste com a distribuição de Poisson de ambos os modelos anteriores). Essa distribuição é representada por $p_k \sim k^{-y}$,[4] onde, para grande k, y = 3. Como ela espera a existência de hubs, engendra maior coerência entre modelo e realidade (BARABÁSI, 2014; BARABÁSI, 2002).

A distribuição de grau que segue Poisson e a que segue lei de potência são comparadas na figura 18. No caso selecionado, ambas as distribuições possuem $\langle k \rangle$ = 11. A rede que segue lei de potência possui γ = 2,1. Na mesma figura, em b, as mesmas

4. A partir deste ponto, refere-se a γ da equação $p_k \sim k^{-\gamma}$ toda vez que mencionado expoente de distribuição de grau de rede que segue lei de potência ou de rede livre de escala.

duas distribuições são demonstradas em um gráfico cujos eixos são expressos em log (BARABÁSI, 2014). Nesse segundo caso, a distribuição de lei de potência forma uma linha reta. Essa é uma característica essencial de lei de potência.
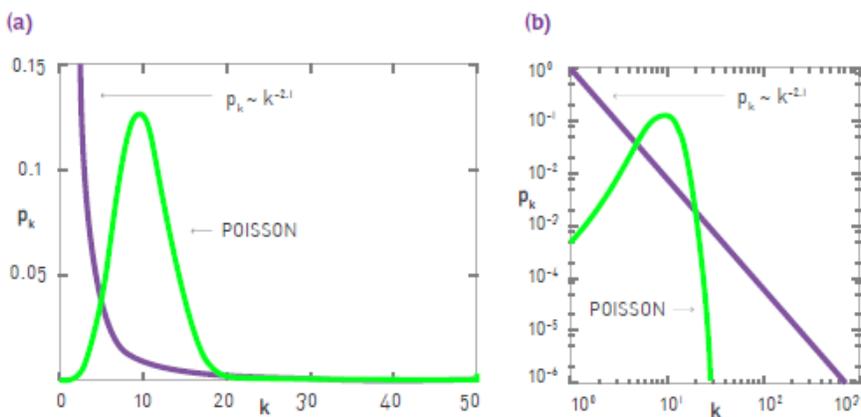
Figura 18 – Comparação entre a distribuição de Poisson e a distribuição de lei de potência

Fonte: Barabási (2014, p. 10, ch. 4).

A distribuição de grau que segue o modelo BA implica que a probabilidade de que um nó, ao ser coletado de maneira aleatória, possua grau *k*, decaia (de maneira não-linear) conforme *k* aumenta. Isso é manifesto em (α) e (b) da figura 18.

Redes de menor γ demonstram maior probabilidade de possuírem nós de alto k e, assim, tendem a demonstrar maior variabilidade em relação ao grau. Destarte, é dito que essas redes são mais heterogêneas (BARABÁSI, 2014).

Em coerência com a captação de variabilidade, a heterogeneidade é analisada conforme o segundo momento, $\langle k^2 \rangle$. Isso ocorre pois ele é utilizado para calcular a variância: $\sigma^2 = \langle k^2 \rangle - \langle k \rangle^2$, dado que a raiz da variância é o desvio padrão (BARABÁSI, 2014), que serve como uma medida básica de variabilidade, isto é, mensura a quantidade de variação de um conjunto de dados; o quanto esses dados estão espalhados ao entorno da média dos mesmos (JOHNSON; BHATTACHARYYA, 2010). Logo, é dito que uma rede é heterogênea caso $\langle k^2 \rangle$ seja maior do que a expectativa de uma rede aleatória $\langle k \rangle.(\langle k + 1 \rangle)$. (BARABÁSI, 2014).

Como para redes que seguem lei de potência com expoente inferior a 3, o desvio padrão da distribuição é muito grande, assim, esse tipo de rede não possui uma escala interna significativa. Isso contrasta com redes que seguem distribuição de Poisson, nas quais os graus demonstram valores razoavelmente próximos e, assim, comparáveis. Mais especificamente, nesse último tipo de rede, o grau médio serve como uma "escala" interna. Por tal contraste e ausência de escala interna em redes que seguem lei de potência com γ < 3, elas são chamadas de "rede de livre de escala" (BARABÁSI, 2014). De maneira menos rigorosa, a nomenclatura "rede livre de escala" tende a ser utilizada para qualquer

rede que demonstre distribuição de grau que segue lei de potência, independente do expoente (MITCHELL, 2009).

Redes livres de escala apresentam quatro propriedades: um número relativamente pequeno de hubs, heterogeneidade de distribuição de grau, autossimilaridade (manifesta na estrutura física da mesma) e estrutura de mundo pequeno (MITCHELL, 2009). Como todos os sistemas reais que são livres de escala apresentam conexão preferencial, o modelo BA aparenta captar a origem de redes livres de escala (BARABÁSI, 2014).

Por fim, é apresentado o coeficiente de agrupamento médio e o caminho médio desse tipo de modelo. O coeficiente de agrupamento médio em redes do modelo BA é

$$\langle C \rangle \sim \frac{(ln\mathrm{N})^2}{N}. \tag{2.11}$$

Fundamentado nessa equação, a rede do modelo BA é localmente mais agrupada do que redes aleatórias, fato que demonstra maior alinhamento daquele modelo com a realidade. Por fim, a distância média é

$$\langle d \rangle \sim \frac{lnN}{ln\,lnN}, \tag{2.12}$$

que é menor em comparação com distâncias esperadas em redes aleatórias de mesmo tamanho (especialmente para redes de grande N) (BARABÁSI, 2014).

3.1.2.3.1 Falhas do modelo BA e possíveis soluções para aquelas

Apesar dos diversos pontos positivos em descrever a realidade que o modelo BA demonstra, em sistemas reais são observados desvios de distribuição de grau que segue lei de potência, diferente do que conclui o modelo discutido. Além dessa limitação, o mesmo modelo indica que a lei de potência demonstra expoente com valor 3, que não demonstra perfeita congruência com a maioria das redes reais livres de escala, que possuem esses expoentes entre 2 e 5. Ainda, o modelo ignora processos presentes em muitas redes reais, como a adição de arestas internas (conexões entre nós preexistentes). Por fim, no modelo BA, um nó que não possui conexões não possui chances de obtê-las no futuro (por apresentar $k = 0$) (BARABÁSI, 2014). Tais incongruências entre o modelo BA e a realidade são discutidas com o intuito de resolvê-las.

Como um artigo científico possui chance finita de receber sua primeira citação e pessoas, ao mudarem de cidades, rapidamente fazem novos amigos, a chance de conexão de um nó (não conectado) obter aresta não deve ser inexistente. Logo, para corrigir tal falha no modelo BA, a ele é adicionada uma constante chamada de atração inicial (representada por A). Ela é proporcional à probabilidade de um nó obter sua primeira ligação no período subsequente. A atração inicial faz-se presente em redes reais (BARABÁSI, 2014).

Essa presença traz duas novas características para a rede. Primeiro, adiciona um componente aleatório à probabilidade de um nó obter arestas. Isso dilui o poder da conexão preferencial e, assim, favorece os muitos nós de baixo grau e desfavorece os hubs. Logo, a atração inicial torna a rede mais homogênea. Isso é mostrado pelo fato de

que a atração inicial aumenta o expoente que descreve a distribuição de grau dos nós da mesma (BARABÁSI, 2014).

A segunda característica adicionada pela atração inicial é que essa faz com que a distribuição de grau de uma rede não seja mais governada por uma lei de potência pura[5]. Tal fato aumenta a congruência do modelo com a realidade (BARABÁSI, 2014).

Já sobre arestas internas é considerada, no modelo BA, a adição de um novo nó com *m* arestas, seguido por *n* elos internos. O expoente que descreve a distribuição de grau de tal rede está entre 2 e 3. Como muitas redes reais livres de escala demonstram expoente nesse mesmo intervalo (BARABÁSI, 2014), o modelo BA com adição de arestas internas demonstra maior alinhamento com a realidade do que o mesmo modelo sem emprego de tal procedimento.

Todavia, o modelo BA ainda apresenta uma importante incongruência com a realidade: o modelo não diferencia os nós, isto é, não atribui características específicas para cada um. Logo, o *k* do nó i é determinado apenas pelo tempo de existência de i. Desse modo, o modelo BA exclui a aparição de novos nós que obtêm grande sucesso (atraem muitas arestas), o que nega a realidade concretizada pelo Google no mercado (novo competidor, em relação às outras empresas, que alcançou sucesso), por exemplo. Assim, para resolver tal incongruência entre modelo e realidade, um novo modelo de redes emerge (BARABÁSI, 2014; BARABÁSI, 2002).

3.1.2.4 Modelo BB

O modelo Bianconi-Barabási (BB) considera que os nós diferem em aptidão que, nesse contexto, é entendida como uma propriedade intrínseca ao nó que o impulsiona à frente dos outros. Isso é combinado, em tal modelo, com conexão preferencial e crescimento, ambos oriundos do modelo BA. Sobre crescimento, a cada rodada é adicionado um novo nó *j*, com *m* arestas e aptidão de *nj*. A aptidão é um número selecionado aleatoriamente de uma distribuição de aptidão *p*(*n*); uma vez designada, a aptidão de um nó não muda. Considerando isso, o modelo BB determina que a probabilidade de um nó i receber uma aresta de um novo nó *j* é:

$$\Pi_i = \frac{\eta_i k_i}{\sum_j \eta_j k_j} , \qquad (2.13)$$

onde ni é a aptidão do nó i (BARABÁSI, 2014; BARABÁSI, 2002).

5. A probabilidade de um nó conseguir conexão embasado em seu próprio grau é congruente ao seu grau elevado a alfa. Em redes reais, existem casos que o alfa é menor do que um. Esse aspecto sublinearlimita o tamanho eaquantidade de hubs, uma vez que enfraquece o mecanismo de favorecer os mais conectados. Ainda, faz com que seja mais útil aproximar a distribuição de grau dessa rede para umadistribuição exponencial esticada. Já paraaconexão preferencial superlinear(em que o alfa é superior a um), os hubs aumentam de tamanho quando comparados com uma dependência linear. Esse segundo caso temsua distribuição de grau mais bemaproximada para uma distribuição de “ganhadores levam tudo”, isto é, um hub domina a grande maioria das conexões da rede. Assim, como demonstrado para ambos os casos, a não-linearidade discutida (da dependência da probabilidade de um nó adquirir-conexão embasado em seu próprio grau) é um motivo para a distribuição de grau de redes reais não ser uma pura lei de potência (BARABÁSI, 2014).

Caso seja tomada aptidão igual para todos os nós, o modelo BB é reduzido ao modelo BA. Assim, o expoente que determina a distribuição de grau do primeiro modelo é igual a três. Todavia, quando a aptidão é uniformemente distribuída no intervalo [0,1], o expoente muda. Esse passa a ser 2,255 e, ainda, não é esperada uma distribuição que segue lei de potência perfeita (BARABÁSI, 2014).

3.1.2.4.1 Condensação Bose-Einstein

Ainda, a forma da distribuição da aptidão determina a existência ou não de uma condensação Bose-Einstein em redes. A condensação Bose-Einstein é um fenômeno físico que ocorre em um gás Bose e é induzido por esse gás apresentar temperatura abaixo de certa temperatura crítica. A condensação Bose-Einstein descreve que todas as partículas ocupam o nível de energia mais baixo, o que faz com que o resto dos níveis de energia fiquem não populados (BARABÁSI, 2014).

Dada essa definição, é feito paralelo de redes (tomado o modelo BB) como um gás Bose. O papel da energia, em redes, é determinado pela aptidão de cada nó (assim, é designada uma energia para cada nó com aptidão ni). Já o *nível* de energia corresponde aos nós. Por fim, as partículas são, em redes, as arestas (BARABÁSI, 2014; BARABÁSI, 2002).

Fundamentado nesses paralelos, tem-se que, quanto maior ni, menor εi. Também, para cada aresta que parte do nó i para o *j*, é adicionada uma partícula no nível de energia εj. Assim, a chegada de um novo nó com m arestas corresponde à adição de um novo nível de energia εj e a adição de *m* novas partículas ao gás Bose (situadas nos níveis de energia dos nós que recebem as conexão do novo nó) (BARABÁSI, 2014).

O mapeamento desse cenário descrito, de acordo com a distribuição de aptidão, prevê duas fases distintas para as redes. Na maioria das possíveis distribuições de aptidão, obtém-se a primeira fase, que descreve rede livre de escala. Já a segunda fase aponta para a possibilidade de ocorrer uma condensação Bose-Einstein para redes, isso em certas distribuições de aptidão. Isto é, há uma gigantesca concentração de arestas (partículas) ao nó de maior aptidão (ao nível de energia mais baixo). Desse modo, a rede perde seu aspecto livre de escala e torna-se uma rede em formato de estrela, na qual o nó que possui maior aptidão torna-se um superhub (BIANCONI; BARABÁSI, 2001).

3.1.2.4.2 Aquisição de arestas no modelo BB

No modelo BB, a taxa de aquisição de arestas que nós demonstram ocorre seguindo lei de potência, assim como no modelo BA. Entretanto, em contraste com o modelo BA, o expoente que indica a velocidade com que um nó obtém novas arestas difere para cada nó. Essa velocidade é determinada pela aptidão do nó. A aptidão, além da definição já fornecida, por ser vista como um reflexo da percepção coletiva sobre a importância de determinado nó para os componentes da rede. Logo, ao comparar a evolução de determinado nó com outros de sua rede, é possível determinar sua aptidão (BARABÁSI, 2014; BARABÁSI, 2002).

Desse modo, foram obtidas distribuições de aptidão de redes reais. Tais distribuições são tipicamente limitadas exponencialmente, isto é, que apresentam variações de alcance

estreito. Todavia, existem grandes diferenças de grau vistas nessas redes. Assim, há uma discrepância entre aptidão e sucesso (grau) obtido por nós. Tal discrepância é oriunda da dinâmica da rede: conexão preferencial e crescimento amplificam as pequenas diferenças de aptidão nos resultados obtidos em k (BARABÁSI, 2014).

Nesse ponto, a ênfase em análise de modelos de redes é transmutada em ênfase do estudo de propriedades de redes. Esse novo foco não olvida os modelos, mas sim fundamenta-se, em partes, neles.

3.1.3 Propriedades de redes

Como Barabási (2002) destaca, somado ao já apresentado, redes possuem características próprias. Tais propriedades são estudadas sobre os principais modelos de redes; os que mais se assemelham com redes reais e sobre redes que representam sistemas reais.

3.1.3.1 Robustez

Sistemas podem ser analisados pelas redes que os constituem sob a ótica de determinada dimensão. Os nós dessas redes podem ser deletados, o que impacta a estrutura do sistema. Um exemplo daquela representação de sistemas em redes e da eliminação de nós é a representação de uma grande organização como uma rede de funcionários e alguns desses faltarem em um dia de trabalho. Apesar dessa perda de componentes, sistemas naturais ou sociais (como a organização exemplificada), frequentemente continuam a executar suas atividades básicas. Nesse cenário, tal continuidade é a definição de robustez (BARABÁSI, 2002; BARABÁSI, 2014).

Além de sistemas poderem ser visualizados por redes, muitos daqueles que demonstram robustez em relação às falhas (exclusão de nós) tem tal robustez intrinsecamente atrelada às redes que descrevem esses sistemas (BARABÁSI, 2002; BARABÁSI, 2014). Assim, a robustez de sistemas é analisada de acordo com a rede que os representa.

Como mencionado, a robustez é determinada pelo comportamento do sistema de acordo com a remoção de seus componentes. Tal remoção, com ênfase para a estrutura estática e local da rede, pode ser dividida em falhas e ataques. Também vinculado à robustez (mas sem tratar dessa última exclusivamente), destacam-se as falhas em cascata (BARABÁSI, 2014).

3.1.3.1.1 Falhas

Falhas são definidas por atingirem nós, independente do grau desses, com a mesma probabilidade. Assim, quanto maior a proporção de nós de determinado grau, maior a probabilidade de esse tipo de nó (dado o grau do mesmo) sofrer falha (BARABÁSI, 2002; BARABÁSI, 2014).

Como os nós de baixo grau, em redes livres de escala (que captam distribuição de grau semelhante a muitos sistemas reais), são maioria, esse tipo de nó é o mais afetado

por falhas nessas redes. Tais nós, por serem pouco conectados, pouco contribuem para a integridade da rede. Já hubs, que tendem a contribuir de maneira significativa para a integridade da rede, por serem muito poucos, apresentam baixa probabilidade de serem atingidos por falha. Ainda, mesmo que um hub seja afetado por falha, a remoção de um único nó desse tipo não surte grandes efeitos na rede. Desse modo, redes livres de escala demonstram robustez topológica em relação às falhas. Exemplo dessa robustez é o fato de que, para que a componente gigante da rede da internet se fragmente, quase todos os nós desse sistema devem ser removidos (BARABÁSI, 2002; BARABÁSI, 2014).

A robustez também é analisada matematicamente. Sob essa ótica, a robustez tende a ser mensurada de acordo com a proporção de nós que devem ser removidos para que uma rede perca sua componente gigante (proporção essa representada por fc). Para redes livres de escala, essa proporção é dada por

$$f_c = 1 - \frac{1}{\frac{\langle k^2 \rangle}{\langle k \rangle} - 1}, \tag{2.14}$$

Como sistemas que possuem $\langle k^2 \rangle$ grande se comportam como redes livres de escala, na equação 2.14, caso $\langle k^2 \rangle$ seja muito maior do que $\langle k \rangle$[6](BARABÁSI, 2014), f_c se aproxima de 1. Assim, não é necessário que uma rede siga estritamente lei de potência para ser resistente a falhas. O que de fato é necessário para uma rede demonstrar robustez maior do que uma rede aleatória é a primeira demonstrar alto valor de $\langle k^2 \rangle$. Por fim, quanto maior *N*, f_c tende a aproximar-se de 1 (BARABÁSI, 2014).

3.1.3.1.2 Ataques

Já ataques, diferentes de falhas, não são aleatórios, mas sim visam destruir o maior hub da rede, e, em seguida, o maior hub restante, assim sucessivamente. Retomado o caso da Internet, que demonstra grande robustez perante falhas, aquele é caracterizado por vulnerabilidade em relação a ataques. Ecossistemas se comportam de maneira similar: sob falhas, demonstram grande robustez, todavia, caso atacadas as espécies mais conectadas, o ecossistema colapsa (BARABÁSI, 2002).

Logo, redes livres de escala, assim como grande parte das redes que representam sistemas reais, são caracterizadas por serem resilientes (ou seja, suas propriedades básicas não mudam: seguem apresentando distribuição de grau heterogênea, caminho médio curto e alto coeficiente de agrupamento médio) a falhas, mas vulneráveis a ataques (MITCHELL, 2009). Isso é demonstrado na figura 19.

---

6. No caso contrário, em que uma rede possua $\langle k^2 \rangle$ pequeno, comparável com $\langle k \rangle$. ($\langle k \rangle$ +1), o sistema é bem aproximado por uma rede aleatória (BARABÁSI, 2014).

REDE	FALHA (Redes Reais)	ATAQUE (Redes Reais)
Internet	0.92	0.16
WWW	0.88	0.12
Malha energética	0.61	0.20
Chamadas de Celular	0.78	0.20
E-Mail	0.92	0.04
Colaboração Científica	0.92	0.27

Figura 19 – f_c para redes de sistemas reais

Fonte: Adaptado de Barabási (2014, p. 14, ch. 8).

Matematicamente, fc de ataques para redes livres de escala é a solução de:

$$f_c^{\frac{2-\gamma}{1-\gamma}} = 2 + \frac{2-\gamma}{3-\gamma} k_{min} \left(f_c^{\frac{3-\gamma}{1-\gamma}} - 1 \right), \qquad (2.15)$$

assim, fc aumenta conforme γ decai (BARABÁSI, 2014). Logo, a heterogeneidade demonstra-se uma propriedade benéfica para a robustez de uma rede, isso perante falhas e ataques.

3.1.3.1.3 Falha em cascata

Além da análise de estrutura de redes, dinâmicas das mesmas relacionam-se com robustez (MITCHELL, 2009). Ainda, diferente das análises até o momento apresentadas sobre robustez, relações locais (especialmente sobre nós e seus vizinhos) são consideradas para análise de robustez da rede (BARABÁSI, 2014).

Combinando essas duas características, Barabási (2014) aponta que a atividade de cada nó depende da atividade de seus vizinhos. Isso é expresso em casos em que a rede funciona como um sistema de transporte, em que a falha de um nó acarreta em transmissão de carga (do que a rede transporta) para outros nós. Se tal carga for superior ao que os nós que a receberam conseguem absorver, eles vão redistribuir a carga extra para outros nós vizinhos (BARABÁSI, 2002), o que pode fazer com que os últimos também falhem e redistribuam sua carga para outros, assim sucessivamente. Esse efeito em dominó é chamado de falha em cascata (MITCHELL, 2009).

Exemplo desse fenômeno foi o blecaute de 1996 ocorrido nos EUA. Nesse, uma linha falhou e, como a eletricidade não pode ser armazenada, a carga elétrica de tal linha foi transferida para outras. As últimas não suportaram a carga extra e também

falharam e transpassaram suas cargas para vizinhos. O resultado desse processo foi um blackout em onze estados dos EUA e duas províncias canadenses (KOSTEREV; TAYLOR; MITTLESTADT, 1999).

Além de blecautes, terremotos e propagação de informação podem ser visualizados como falhas em cascata. Todavia, nesse contexto, não mais a falha deve ser prejudicial, mas sim descreve a propagação de algo em uma rede. A distribuição do tamanho dessas cascatas segue lei de potência, que implica que a maioria das cascatas são pequenas enquanto algumas são gigantes (BARABÁSI, 2014).

Dois modelos (modelo de propagação de falha e modelo de ramificação) explicam essa característica em comum de terremotos, blecautes e propagação de informação. Aqueles modelos possuem em comum a caracterização da rede por algum fluxo. Esses modelos também descrevem que cada elemento da rede possui uma regra local que determina quando um componente contribui para a cascata. Ainda, ambos os modelos demonstram mecanismo para redistribuir o fluxo do nó (que contribui para a cascata) para outros componentes. Por fim, os modelos indicam que, em determinado $\langle k \rangle$ crítico ($\langle k \rangle_c$), o tamanho das avalanches segue lei de potência (BARABÁSI, 2014).

O aumento de robustez de uma rede pode ser útil, expresso por melhor funcionalidade do sistema e menores custos em reparação. Existem modos de incrementar a robustez de uma rede.

3.1.3.1.4 Aumento de robustez

O aumento de robustez pode dar-se por procedimento que reduz efeitos de falhas em cascatas e, assim, focaliza-se na dinamicidade da rede. Fenômenos em cascata, iniciados por ataques ou falhas, são divididos em duas partes. A primeira é o ataque inicial, no qual é removida uma fração de nós. A segunda é a propagação da cascata, gerada pela primeira parte. Essa segunda parte também apresenta como produto a remoção de uma fração de nós. Tais partes são separadas temporalmente (MOTTER, 2004).

Também é considerado que a adição de nós e arestas na rede gera custos (MOTTER, 2004). Barabási (2014) corrobora isso e especifica que o custo para construir e manter uma rede pode ser vislumbrado como proporcional a $\langle k \rangle$. Assim, para manter a plausibilidade e economicidade daquele procedimento, serão analisadas as opções apenas de remoção de nós e arestas (e não adição), que podem ser feitas entre a primeira e segunda parte (depois da primeira e antes da segunda) (MOTTER, 2004).

Ainda, é assumido que arestas (e nós) apresentam carga, que é o total de pacotes (que representa qualquer elemento transmitido) passando por aquelas(es) em uma unidade de tempo. É considerado também que nós apresentam capacidade. A última é a carga que ele suporta e é dada pela multiplicação da carga inicial de um nó por um parâmetro de tolerância. Fundamentado nisso, afirma-se que nós podem gerar pacotes. O número de pacotes gerados por um nó é determinado por (MOTTER, 2004):

$$L_i^g = (\overline{D}_i + 1)(N - 1), \qquad (2.16)$$

onde $\bar{D}_i$ é o caminho mais curto médio do nó i para todos os outros.

Ou seja, a quantidade gerada, apesar do nome, não mensura a produção de elementos de um nó, mas sim o fluxo de cargas que esse nó faz transitar na rede. Nós de distância mais curta média alta tendem a produzir grande carga, diferente de nós que possuem distância mais curta média baixa.

Em congruência, nós que possuem alta carga tendem a produzir pouca carga, assim, esses contribuem menos para gerar do que para lidar com carga. Assim, a remoção desse tipo de nó pode causar sobrecarga em outros nós. Ao contrário, nós que demonstram mais produção do que carga geram mais carga do que ele próprio lida. Fundamentado nisso, a remoção de nós que apresentam menores valores na subtração entre carga do nó e carga produzida pelo mesmo (o valor resultante é chamado de Δi) pode reduzir a cascata. Ou seja, é visada a remoção dos nós que apresentam máxima carga de produção própria e mínima carga (dada a definição da última) (MOTTER, 2004).

Prosseguindo o raciocínio, Motter (2004) afirma que a remoção de nós menos centrais (como os que apresentam menor Δi) pode drasticamente reduzir o tamanho das cascatas. Centralidade pode ser mensurada por grau, carga, Δi e por centralidade de proximidade. Logo, em relação a essas quatro medidas, nós com os menores valores devem ser removidos para mitigar o efeito da cascata (MOTTER, 2004).

Isso é testado empiricamente por meio de um modelo de rede. O último representa uma rede livre de escala com expoente de valor três, $N = 500$, $k_0 = 2$ e sofre ataques em 0,1% dos nós de maior carga. Nessa rede, a remoção de aproximadamente 1/3 dos nós de menor centralidade (dadas as medidas relacionadas com essa percepção) gera os menores danos para a rede (considerando, além do efeito cascata, os danos também da remoção intencional de nós). Dado esse cenário, restam para a rede quase 60% dos nós existentes anteriormente ao início da falha em cascata e remoção intencional de nós. Sem a remoção intencional de nós, sobrariam menos de 10% dos nós (MOTTER, 2004).

Aprofundando, para que um nó *i* apresente sobrecarga, ao menos uma aresta a ele conectada deve apresentar carga superior à sua própria carga inicial multiplicada pelo parâmetro de tolerância (do nó). Essa aresta apresenta grande excesso de carga e, assim, sua remoção intencional pode mitigar consequências de falhas em cascata. Logo, conclui-se que a remoção de nós transpassados por baixa intensidade de fluxo (em relação aos outros nós) pode reduzir significativamente os danos e tamanhos de cascatas e, em contraste, os mesmos resultados podem ser obtidos pela remoção de arestas condutoras de grande intensidade de fluxo (perante seu próprio fluxo inicial) (MOTTER, 2004).

Ainda, como a robustez de rede pode ser interpretada em perspectiva que destaca a topologia (e não tanto sua dinamicidade), a mesma dimensão pode ser tomada para incrementar a robustez. Isto é, visa-se reduzir efeitos oriundos da fragilidade inerente à topologia de redes ao serem considerados ataques e falhas.

Nessa perspectiva, a robustez de uma rede é maximizada quando o resultado da soma de f_c para ataques e f_c para falhas é maximizado. Isso é alcançado no cenário em que a rede é composta por um único grande hub, que possui k_{max} e todos os outros nós demonstram $k_{mín}$. Nesse caso, a componente gigante é mantida pelo hub e, caso $k_{mín} > 1$, todos os outros nós formam uma componente gigante por conta própria, como demonstrado

pela transição de fase que redes aleatórias apresentam (BARABÁSI, 2014). Desse modo, caso seja possível o manejo da construção da topologia de rede de determinado sistema, caso essa rede seja desenhada com um grande hub (com k_{max}) e todos os outros nós com baixo grau ($k_{mín}$), a robustez desse sistema é maximizada.

Além de robustez, redes demonstram a propriedade de serem subdividas em comunidades. Isto é, existem grupos em redes, como grupos de amigos dentro da sociedade. A existência de comunidades em redes afeta diversas características dessas últimas.

3.1.3.2 Comunidades em redes e suas características gerais

Uma comunidade, na ciência de redes, é um conjunto de nós que possuem maior probabilidade de conectarem-se entre si do que com nós de outras comunidades (BARABÁSI, 2014). Elas podem ser analisadas sob diversos ângulos distintos.

Por exemplo, sobre a distribuição de comunidades, dado o tamanho dessas últimas, estudos de Radicchi et al. (2004), Newman (2004) e Palla et al. (2005) indicam que aquela apresenta formato de cauda gorda[7]. Logo, muitas comunidades de tamanho pequeno coexistem com poucas muito grandes (BARABÁSI, 2014).

Já em relação ao tipo de sistema que a rede representa, comunidades demonstram especificidades sobre o peso de arestas. Em redes sociais, quanto maior o tempo que duas pessoas passam juntas, maior a probabilidade de elas terem amigos em comum. Desse modo, a chance de aquelas pessoas estarem na mesma comunidade é alta. Assim, comunidades em redes sociais tendem a ser dispostas ao redor de arestas de grande peso (BARABÁSI, 2014).

Entretanto, para redes que representam sistemas que transportam materiais ou informações, outro padrão é percebido. Nesse caso, o peso da aresta tende a se correlacionar com a centralidade de intermediação (GOH; KAHNG; KIM, 2001; MARITAN et al., 1996). Destarte, em contraste com as redes sociais, como elos entre distintas comunidades em sistemas que efetuam transportes devem translocar considerável quantidade de carga, elos fortes são esperados entre elementos de distintas comunidades e, fracos, entre elementos de uma mesma comunidade (BARABÁSI, 2014).

Além de especificidades referentes ao peso de arestas, comunidades (presentes em redes sociais e redes de comunicação) demonstram idiossincrasias na sua mutabilidade com o transcorrer do tempo. Por exemplo, a quantidade de arestas entre o nó e sua comunidade e o mesmo nó e outras comunidades tende a definir a futura comunidade de tal nó. Isso pois a probabilidade de um nó entrar para uma comunidade cresce em relação à quantidade de arestas que esse possui em relação a outros nós de outra comunidade. Em congruência, nós com baixo número de arestas com outros de sua comunidade tendem a deixá-la (BACKSTROM et al., 2006).

Ao combinar essa mutabilidade temporal com o peso de arestas, é tido que o aumento da somatória de tal peso, no caso de representarem elos que partem de um nó para outros de outra comunidade (diferente da comunidade do nó discutido), faz com

7. Traduzido de "*fat tailed*".

que aumente a probabilidade de esse nó deixar a comunidade de que faz parte. Agora com o olhar para o peso do agregado de arestas (e não apenas de um nó) para fora de uma comunidade, caso aumente tal resultado, aumenta a probabilidade de a primeira comunidade se desintegrar (BARABÁSI, 2014). Ou seja, quando visualizado apenas um nó, caso sua conexão (em número de arestas e peso dessas) com outras comunidades (que não a sua) aumente, aumenta a probabilidade de ele deixar seu grupo, todavia, quando tal conectividade (referente ao peso de arestas) externa é incrementada perante toda a comunidade, essa última tende a se desintegrar.

Por fim, o comportamento de comunidades também varia de acordo com o seu tamanho. As grandes (que tendem a ser mais velhas) demonstram maior mutabilidade de seus componentes em relação às pequenas (que tendem a ser mais novas). Em casos empíricos, as grandes podem ser vistas como escolas e empresas (PALLA; BARABÁSI; VICSEK, 2007) e as pequenas, grupos de amizades.

Comunidades podem ser identificadas por meio de distintos procedimentos. Isso fundamentado em aspectos de redes.

3.1.3.2.1 Agrupamento hierárquico

Para identificar a estrutura de comunidades inerentes a uma rede, é utilizada detecção de comunidades. Em tal detecção, o tamanho e quantidade das comunidades não são predeterminados pelo pesquisador (BARABÁSI, 2014) pois se visa que seja identificada a estrutura verdadeira de comunidades da rede, que pode ser desconhecida pelo cientista. Ou seja, é dada liberdade ao método para que ele capte, sem predeterminação, comunidades na rede.

Contando com essa liberdade, demonstra utilidade o método de detecção de comunidades chamado agrupamento hierárquico. Esse método utiliza uma matriz de similaridade, a qual indica a distância entre cada nó da rede. Embasado nessa matriz, a execução do método resulta em uma árvore hierárquica (chamada de dendograma) que demonstra, de maneira hierárquica, possíveis divisões de grupos. Cada corte (feito com a passagem de uma linha paralela ao eixo x) no dendograma representa um agrupamento válido, como demonstrado na figura 20 (BARABÁSI, 2014).
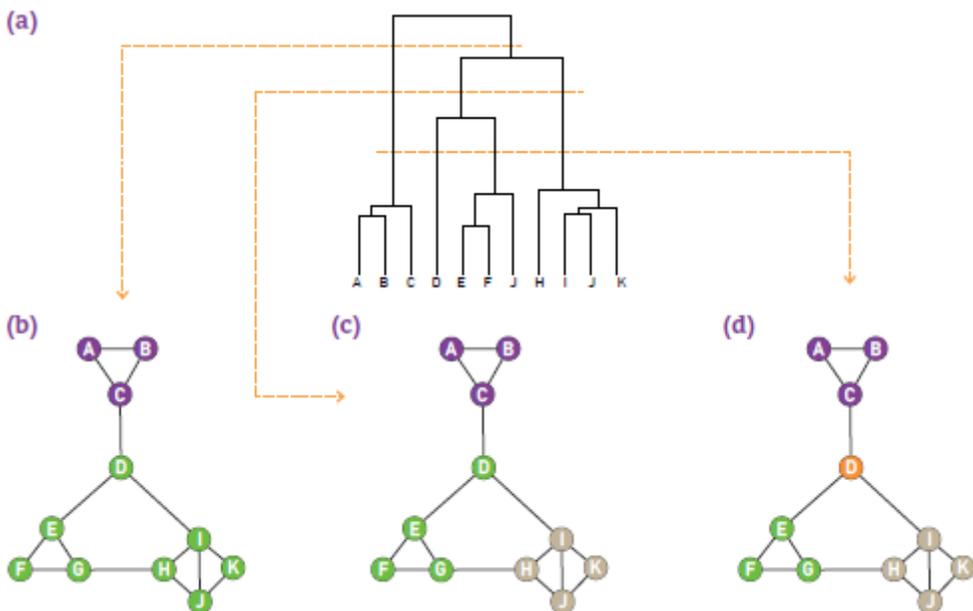
Figura 20 – Possíveis resultados de um agrupamento hierárquico utilizado em redes

Fonte: Barabási (2014, p. 17, ch. 9).

Como demonstrado pelo dendograma, o agrupamento hierárquico assume (e gera como resultado) que módulos pequenos estão aninhados em outros maiores (BARABÁSI, 2014). Para captar a essência desse fenômeno, é analisado o modelo de rede hierárquica.

Esse último cria uma rede com grande quantidade de pequenas comunidades que formam outras maiores. Além disso, essas formam outras ainda maiores, assim sucessivamente (RAVASZ; BARABÁSI, 2003). A assinatura quantitativa (que pode ser utilizada para a identificação) da modularidade hierárquica aninhada presente no modelo (ou seja, de comunidades estarem inseridas dentro de outras) é a existência de dependência do coeficiente de agrupamento de um nó ao grau do mesmo. Tal relação é descrita por: $C(k) \sim k^{-1}$. Ou seja, quanto maior o grau de um nó, menor seu coeficiente de agrupamento (RAVASZ et al., 2002; RAVASZ; BARABÁSI, 2003; DOROGOVTSEV; GOLTSEV; MENDES, 2002). Isso acontece pois nós pertencentes a distintas comunidades tendem a demonstrar baixa densidade de arestas entre si e hubs, pela grande k que possuem, podem possuir conexões com tais nós.

Essa função do coeficiente de agrupamento em relação ao grau é demonstrada na análise de 10 redes reais[8]. Dessas, 9 (com exceção de rede elétrica) demonstram a dependência expressa na função. Nos modelos BA e Edös –Rényi não é identificada essa dependência (BARABÁSI, 2014), logo, tais modelos não captam esse aspecto presente em diversas redes reais.

8. Essas redes são: rede elétrica; internet; ligações de celulares; colaboração científica; atores; e-mail; proteína; metabólica; www e citação.

Ainda existem outros métodos de identificação de comunidades. Tais métodos cooperam para a melhoria do próprio método de agrupamento hierárquico (BARABÁSI, 2014).

3.1.3.2.2 Modularidade

Um desses métodos, a modularidade, fundamenta-se na análise da diferença entre a rede estudada (qualquer que seja) e uma aleatória. Isso é feito pela partição (fragmentação) dessa rede em n_c comunidades. Cada comunidade apresenta N_c conectados por *Lc* arestas. Caso, para uma comunidade, *Lc* for maior do que o esperado entre *Nc* pela sequência de grau da rede, tal comunidade pode ser uma verdadeira comunidade. Matematicamente, a modularidade é determinada por (BARABÁSI, 2014):

$$M_c = \frac{L_c}{L} - \left(\frac{k_c}{2L}\right)^2, \quad (2.17)$$

onde *Lc* é o número total de arestas dentro da comunidade *C* e *kc* é o grau total dos nós dentro dessa comunidade (BARABÁSI, 2014).

Para generalizar essa ideia para uma rede toda, considera-se a partição completa da rede em n_C comunidades. Para averiguar se a densidade de arestas locais dos subgrafos obtidos pela partição diferem da densidade esperada de uma rede aleatória, a modularidade da partição (*M*) é dada pela soma de M_C para todas as n_C comunidades:

$$M = \sum_{c=1}^{n_c} \left[\frac{L_c}{L} - \left(\frac{k_c}{2L}\right)^2\right]. \quad (2.18)$$

Quanto maior for o *M* de uma partição, melhor é a correspondente estrutura da comunidade. Exemplo é demonstrado na figura 21 (BARABÁSI, 2014).
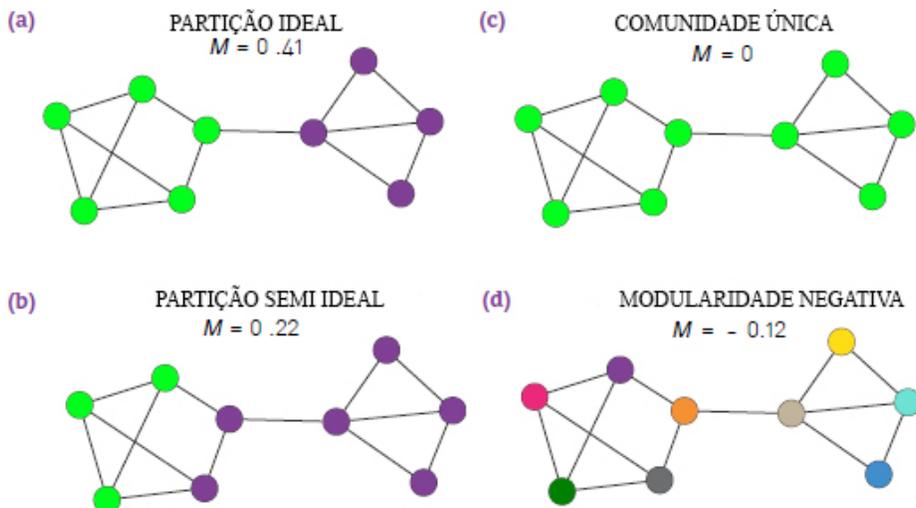
Figura 21 – Partição ótima com emprego de modularidade

Fonte: Adaptada de Barabási (2014, p. 20, ch. 9).

A maximização de *M* também pode ser utilizada para decidir qual das partições do método hierárquico melhor representa a estrutura de comunidades da rede. Desse modo, a modularidade coopera na maximização da efetividade na identificação de comunidades em métodos de agrupamento hierárquico (BARABÁSI, 2014).

Todavia, a maximização de modularidade força comunidades pequenas em outras maiores. Assim, deixa de captar nuances da estrutura de comunidades da rede (FORTUNATO; BARTHÉLEMY, 2007). Mais especificamente, se duas comunidades satisfazem k ≤ $\sqrt{2L}$, onde k é o grau total de cada uma (não necessariamente o k delas deve ser igual), caso exista ao menos uma aresta entre elas, ocorre fusão entre ambas (BARABÁSI, 2014).

Para solucionar tal problema, comunidades identificadas pelo cálculo de modularidade podem ser consideradas, em um segundo momento, redes isoladas do todo. Assim, posteriormente, grupos inseridos em tal comunidade serão identificados pelo cálculo de modularidade (BARABÁSI, 2014).

Ainda, a modularidade demonstra outra limitação. Em contradição com a premissa em que aquela se embasa, existem indicações de que redes aleatórias apresentam partições com alta modularidade (GUIMERÁ; SALES-PARDO; AMARAL, 2004; REICHARDT; BORNHOLDT, 2007). Todavia, o cálculo de modularidade apresentado por Blondel et al. (2008) aparenta contornar esse típico problema. Também relativo ao mesmo problema, os mesmos autores indicam que se deve prestar atenção nas soluções intermediárias (antes da final) da modularidade que apresentam, pois tais soluções podem conter o desenho de comunidades mais preciso da estrutura da rede.

3.1.3.2.3 Os métodos de identificação de comunidades mais precisos

Dadas a variabilidade de distintos métodos de identificação de comunidades, levanta-se o questionamento de quais desses são os mais precisos. A precisão é mensurada em relação a duas variáveis. A primeira mensura a diferença de densidade dentro e entre comunidades, que é representada por µ. Quanto menor µ, maior a diferença da densidade interna em relação à externa. Logo, quanto menor for o valor de µ, melhores resultados são esperados dos métodos de detecção de comunidade. Por fim, a segunda variável é a informação mútua normalizada que, quanto maior, representa melhor desempenho do método avaliado (BARABÁSI, 2014).

Sob a perspectiva dessas variáveis, distintos algoritmos de identificação de comunidades foram testados. Primeiro, dado o algoritmo Girvan – Newman (GN) como referência e, posteriormente, com o LFR como referência. Para ambos os casos, para valores de µ entre 0 e 0,4, vários algoritmos demonstraram valores muito próximos e altos de informação mútua normalizada. Ou seja, em casos cuja identificação de comunidades tende a não ser uma tarefa de grande dificuldade (dados os baixos valores de µ), vários algoritmos apresentam resultados similares (e de alta precisão) (BARABÁSI, 2014).

Caso µ demonstre valores maiores do que 0,4, no primeiro caso (Girvan – Newman como referência), o GN demonstrou resultados muitos similares ao resto dos algoritmos até 0,5 e, para valores superiores, foi o mais preciso. No segundo caso (LFR como referência), para µ maior do que 0,4 e menor do que aproximadamente 0,66, Louvain apresentou melhor desempenho. Para valores maiores do que aproximadamente 0,66, novamente GN foi o mais preciso (BARABÁSI, 2014).

Estruturas de comunidades ainda afetam o comportamento de fenômenos propagativos em redes (ONELLA et al., 2007; BARABÁSI, 2014). A compreensão da propagação engendra sua própria previsão. Isso demonstra utilidade, por exemplo, ao possibilitar a mitigação de epidemias de patógenos (BARABÁSI, 2014).

3.1.3.3 Fenômeno propagativo

Fenômenos propagativos descrevem o alastramento de distintos elementos, como vírus, ideias, produtos e padrões comportamentais. Tais fenômenos, apesar de ocorrerem em distintas redes e seguirem distintos mecanismos de transmissão, obedecem a padrões em comum. Assim, podem ser descritos com o emprego da mesma estrutura teórica e de modelagem (BARABÁSI, 2014).

O estudo desse fenômeno requer a definição de contágio simples e complexo. O primeiro considera que, para que ocorra “infecção”, é necessário apenas que nós entrem em contato. Já o contágio complexo considera que, para que ocorra contágio, deve haver reforço (GRANOVETTER, 1978). Esse reforço é o contato com muitos indivíduos que já estão contagiados. Como comunidades apresentam arestas redundantes, elas demonstram importante papel em ofertar tal reforço, assim, elas incubam o elemento propagado. Por exemplo, quanto maior a fração de amigos que possuem celular que um indivíduo apresenta, maior a probabilidade desse último comprar um celular também (BARABÁSI, 2014).

O estudo fenômeno propagativo exposto a seguir considera, em um momento,

densidade de infectados para compreender tal fenômeno. Desse modo, enquadra-se no estudo de contágio complexo. Todavia, para todos os outros momentos, não considera a vizinhança de um nó (que descreve reforço sobre o mesmo) para analisar a propagação analisada. Logo, para todos esses momentos, enquadra-se no estudo de contágio simples.

3.1.3.3.1 Propagação de acordo com modelo epidêmico

Para compreender epidemias, foram desenvolvidos modelos epidêmicos. Alinhado com o fato de que os fenômenos propagativos podem ser descritos com utilização da mesma estrutura teórica e modelagem, tais modelos epidêmicos podem ser válidos para captar propriedades de distintos fenômenos propagativos. Assim, no estudo do modelo epidêmico, "doença" e "patógeno" também podem ser interpretados, dado o contexto, como comportamento, padrões e ideias.

Aqueles modelos epidêmicos se fundamentam em duas hipóteses. A primeira assume que cada indivíduo possui a mesma probabilidade de entrar em contato com um indivíduo contaminado. A segunda classifica indivíduos de acordo com o estado em que se encontram perante a doença. A classificação mais simples é composta por três estados. O primeiro é o suscetível (S), no qual se enquadram indivíduos saudáveis que não entraram em contato com o patógeno. O segundo é o infectado (I), que engloba indivíduos que contraíram o patógeno e podem infectar outros indivíduos. Por fim, o terceiro estado é o recuperado (R). Esse diz respeito a indivíduos que, após terem contraído o patógeno, foram curados e não contaminam mais outros indivíduos (BARABÁSI, 2014).

Embasado em ambas as hipóteses, Barabási (2014) destaca três modelos: o SI (suscetível-infectado); SIS (suscetível-infectado-suscetível) e SIR (suscetível-infectado-recuperado). A diferença entre o primeiro e o segundo é que, nesse último, indivíduos se recuperam da doença (e voltam a ser suscetíveis), diferente do primeiro modelo, no qual indivíduos nunca se recuperam. Já a diferença do segundo para o terceiro fundamenta-se no fato de que, nesse último, os indivíduos, após se recuperarem, não tornam a ser suscetíveis, mas sim tornam-se imunes.

O modelo SIS demonstra congruência com o funcionamento de fenômenos sociais. Tal alinhamento é descrito, por exemplo, pelo efeito de ascensão/queda/ascensão de modas e governos (dado o lado político que esses representam). Ainda, o modelo SIS é utilizado pelo importante artigo sobre fenômenos epidêmicos em redes livres de escala (que representam, dentre diversos sistemas, os sociais), escrito por Pastor-Santorras e Vespignani (2001) (BARABÁSI, 2014).

Na perspectiva desse modelo, é determinada a probabilidade de uma doença ser transmitida de um indivíduo infectado para um suscetível em uma unidade de tempo (β). Tal probabilidade multiplicada por $\langle k \rangle$ determina a taxa de transmissão. Com a divisão dessa taxa pela taxa de recuperação *(μ),* é obtido o número reprodutivo básico (R_0). Esse último descreve o número médio de infecções (em indivíduos suscetíveis) geradas por um infectado em uma população completamente suscetível. Se $R_0 > 0$, a epidemia se propaga até certa proporção da população; se $R_0 < 1$, a epidemia morre. A equação que descreve a dinâmica desse modelo, onde i é a fração de indivíduos infectados em determinado tempo, é (BARABÁSI, 2014):

$$\frac{di}{dt} = \beta\langle k\rangle i(1-i) - \mu i. \quad (2.19)$$

Todavia, como redes que representam sistemas reais demonstram variabilidade de grau e a conectividade importa para a propagação (de modas, ideias, patógenos e comportamentos), ⟨k⟩ não é suficiente para caracterizar a topologia de tais redes. Nessas, nós devem ser tratados de maneira distinta em relação ao seu grau (BARABÁSI, 2014).

Assim, para o cálculo da taxa de infecção,⟨k⟩ não é mais utilizado. A dinâmica desse modelo (ainda SIS) é descrita por

$$\frac{di_k}{dt} = \beta(1-i_k)k\theta_k(t) - \mu i_k, \quad (2.20)$$

onde $k\Theta_k$ representa a densidade de nós infectados vizinhos a um suscetível. Dito de outro modo, é a proporção de nós que estão infectados (capazes de transmitir o patógeno) que são vizinhos de um que pode tornar-se infectado. A equação 2.20, por apresentar distintos valores de acordo com o grau, possui número de k_{max} equações para descrever o sistema todo, ou seja, uma equação para descrever cada distinto grau de nó da rede estudada (BARABÁSI, 2014).

3.1.3.3.2 Propagação de acordo com a topologia da rede

Outro fator que afeta a dinâmica do fenômeno propagativo é a topologia da rede estudada. Isso é exemplificado por conclusões geradas pelo modelo do limite.

O último foi desenvolvido com o intuito de compreender o desaparecimento de algumas modas e vírus e a propagação de outros (BARABÁSI, 2002). Esse modelo analisa duas medidas. A primeira é a taxa propagativa, que representa a probabilidade de um nó ser contaminado. Assim, quanto maior essa taxa for, maior a probabilidade de a doença se propagar. Sob a perspectiva do modelo SIS, tal taxa é determinada por (BARABÁSI, 2014)

$$\lambda = \frac{\beta}{\mu}. \quad (2.21)$$

A segunda medida é o limiar crítico ou limiar epidêmico, que, ao ser comparada com a taxa propagativa, determina o futuro do fenômeno estudado. Para redes com uma distribuição de grau arbitrária, no modelo SIS, tal limiar é determinado por

$$\lambda_c = \frac{\langle k\rangle}{\langle k^2\rangle}. \quad (2.22)$$

No caso de a taxa superar o limite, o fenômeno se espalha, caso contrário, ele desaparece em pouco tempo (BARABÁSI, 2002; BARABÁSI, 2014). De maneira análoga, essa relação entre taxa propagativa e limite crítico é semelhante à relação entre R_0 e o número “um”.

Fundamentado na existência de hubs, para redes livres de escala, o limiar crítico desaparece (ou seja, não existe). Isso acontece pois os hubs, por serem altamente conectados, demonstram altas chances de se infectarem e, posteriormente, disseminarem o elemento propagado (BARABÁSI, 2002). Matematicamente, esse fenômeno é explicado pelo fato de que $\langle k^2 \rangle$ diverge para $N \rightarrow \infty$. Assim, hubs funcionam como um reservatório de elementos propagativos e, mesmo que o vírus demonstre baixa taxa propagativa, esse vírus pode persistir na população (BARABÁSI, 2014).

Ainda, como a equação que determina o limiar epidêmico se fundamenta em $\langle k^2 \rangle$, a rede não precisa ser livre de escala para que o limiar epidêmico seja inexistente. A rede apenas precisa ser heterogênea (BARABÁSI, 2014).

Além do apresentado, outra propriedade de fenômeno propagativo é dependente da heterogeneidade da rede. Tal propriedade diz respeito ao tempo característico, que é o tempo necessário para que 1/e (que resulta em aproximadamente 36%) de todos os nós suscetíveis sejam infectados. Esse tempo, de acordo com o modelo SIS, é determinado por

$$\tau^{SIS} = \frac{\langle k \rangle}{\beta \langle k^2 \rangle - \mu \langle k \rangle} \,. \qquad (2.23)$$

Embasado na equação 2.23, para redes grandes (grande N) e heterogêneas, novamente por $\langle k^2 \rangle$ divergir para $N \rightarrow \infty$, o tempo característico (assim como o limiar epidêmico) desaparece. Isso gera a conclusão de que, para essas redes, um vírus pode instantaneamente atingir a maioria dos nós (BARABÁSI, 2014).

Essas especificidades referentes a fenômenos propagativos (desaparecimento do limiar crítico e do tempo característico) em redes livres de escala (assim como em qualquer grande rede heterogênea) possui os mesmos principais geradores quando analisada a robustez do mesmo tipo de rede: os hubs, que são as grandes manifestações de heterogeneidade. Logo, robustez e fenômenos propagativos demonstram esse ponto essencial em comum em redes livres de escala. E, assim como esse tipo de rede demonstra vulnerabilidade a ataques, isto é, tende a fragmentar-se com certa facilidade quando hubs são removidos, o mesmo procedimento (eliminar hubs) pode ser seguido para conter uma propagação. Tal fato é demonstrado pelo fato de, ao serem excluídos os hubs, o limiar crítico reaparecer (ou seja, passa a ser possível a taxa propagativa ser menor do que o limiar e o elemento propagado desaparecer). Assim, para restringir a propagação de um fenômeno, hubs devem ser "imunizados" (BARABÁSI, 2002). Em coerência, para aumentar a capacidade de alastramento de um fenômeno propagativo, hubs devem ser adicionados.

3.1.3.3.3 Especificidades de propagação para rede sociais

Fenômenos propagativos demonstram três especificidades para redes sociais. A primeira trata do tempo de contato entre nós (pessoas) e o impacto de tal tempo no fenômeno propagativo.

Sobre essa, destaca-se que o tempo de intervalo entre contatos da maioria dos sistemas sociais segue lei de potência (BARABÁSI, 2005; VAZQUEZ et al., 2006). Isso significa que, nesses sistemas, há tendência de existirem diversos contatos entre dois

indivíduos cujo intervalo de tempo é curto. Todavia, concomitante com tal realidade, ocasionalmente existem contatos que possuem um longo período de tempo que os separam (BARABÁSI, 2014).

Isso altera a velocidade de decaimento do número de infectados: o último decai de maneira mais lenta quando comparado com a mesma velocidade esperada em um sistema em que relações ocorrem aleatoriamente no tempo (BARABÁSI, 2014). Assim, pela natureza interativa em sistemas sociais, esses apresentam característica que fortalece a conservação dos elementos propagados.

Já a segunda especificidade descreve um espaço melhor para visualizar uma propagação (em nível intermunicipal) do que o espaço geográfico. Esse espaço possui como unidade de medida, ao invés de metros ou quilômetros, distância efetiva. Essa última é determinada pela rede de mobilidade. Tal rede é dirigida e ponderada, na qual os nós são cidades e o peso das arestas é determinado por pij, que é a proporção de pessoas que saíram de i e chegaram em j (BROCKMMANN; HELBING, 2013).

Fundamentado em pij, a distância efetiva é determinada por

$$d_{ij} = \left(1 - ln\, p_{ij}\right) \geq 0 \ . \qquad (2.24)$$

Logo, caso pij seja pequeno, dij será grande; caso pij seja grande, dij será pequeno. Ao ser visualizado um fenômeno propagativo de acordo com a distância efetiva, é claro o efeito difusivo que parte da origem e caminha para pontos cada vez mais distantes (BROCKMMANN; HELBING, 2013).
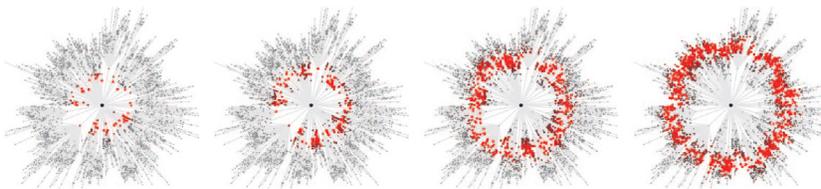
Figura 22 – Efeito propagativo visto sob a ótica da distância efetiva

Quanto mais a direita a figura está posicionada, mais tempo se passou do início do fenômeno propagativo.

Fonte: Adaptado de Brockmmann e Helbing (2013, p. 1339).

Assim, para identificar a origem de um alastramento, deve ser identificado um padrão nos nós cuja propagação descreva máxima simetria radial partindo de um ponto (BROCKMANN; HELBING, 2013). Na figura 22, tal ponto (origem) seria o nó de coloração escura, situado no centro de cada uma das quatro imagens.

Ainda, o tempo de chegada de um patógeno é determinado pela divisão da distância efetiva pela velocidade efetiva. A última é determinada pelos parâmetros epidemiológicos do patógeno. Todavia, a divisão do tempo de chegada de i até j pelo tempo de chegada de j até i independe dos parâmetros epidemiológicos. Assim, o tempo de chegada relativo

independe da velocidade relativa e é determinado unicamente pela topologia da rede de mobilidade. Como padrões de mobilidade ao redor do mundo são únicos e independentes de modelos, as predições feitas por distintos modelos convergem, independente das escolhas de parâmetros epidemiológicos que tais modelos tenham tomado (BARABÁSI, 2014).

Por fim, a terceira especificidade de redes sociais trata da tendência existente nessas últimas de os nós efetuarem conexões com outros de semelhante grau (em comparação com a suposição de que a conexão entre nós é feita de maneira aleatória). Essa tendência diminui o limiar epidêmico. Em coerência, redes cujos nós demonstram tendência de se conectarem com dissemelhantes (dado o grau), o limiar epidêmico aumenta. Tais tendências são estudadas por correlação de grau em redes (BARABÁSI, 2014; GOLTSEV; DOROGOVTSEV; MENDES, 2008; MIEGHEM et al., 2010).

3.1.3.4 Correlação de grau

Se assumido que cada nó escolhe de maneira aleatória com quem ele irá se conectar, a probabilidade ($P_{k,k'}$) de um nó de grau k se conectar com um de grau k' é dada por:

$$P_{k,k'} = \frac{kk'}{2L}. \qquad (2.25)$$

Caso uma rede demonstre número de conexão entre nós (dado o seu grau) que difere do esperado pela equação (2.25), é dito que essa rede demonstra correlação de grau. Redes que demonstrem correlação de grau podem ser assortativas ou desassortativas (BARABÁSI, 2014).

Redes assortativas são definidas pelo fato de os seus nós tenderem a efetuar conexões entre seus semelhantes, dado o grau, com maior frequência do que esperado caso as conexões forem feitas de maneira aleatória (isto é, seguindo a equação 2.25). Como mencionado, redes sociais tendem a apresentar essa característica e um exemplo disso é o fato de que celebridades (que são hubs de redes sociais) tendem a namorarem entre si (BARABÁSI, 2014).

Já redes desassortativas são caracterizadas pelo fato de os seus nós tenderem a efetuar conexões entre seus dissemelhantes, dado o grau, com maior frequência do que esperado caso as conexões forem feitas de maneira aleatória. Por exemplo, em redes metabólicas, hubs evitam outros hubs e efetuam conexões com nós de baixo grau (BARABÁSI, 2014).
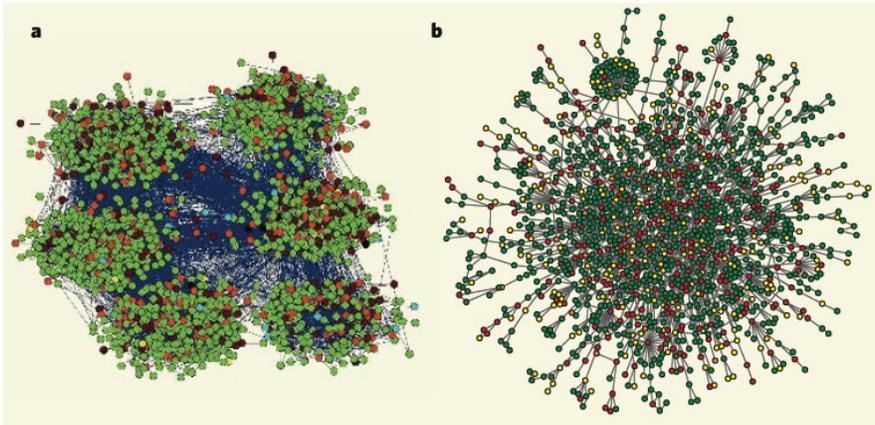
Figura 23 – Representação de redes que apresentam correlação de grau, sendo uma é assortativa (a) e a outra desassortativa (b)

Fonte: Redner (2008, p. 48).

Por fim, redes cujas conexões de nós coincidem com o esperado pela equação (2.25), isto é, com o esperado caso as conexões fossem feitas de maneira aleatória, são chamadas de redes neutras. Nessas, o grau médio da vizinhança de um nó independente do grau desse último. Tais redes não demonstram correlação de grau (BARABÁSI, 2014).

Correlação de grau, além de afetar o limiar epidêmico, impacta em diversas outras características de redes. Todavia, para que isso seja realizado, inicialmente deve ser averiguado se a correlação de grau (mais especificamente, a desassortatividade) é uma propriedade intrínseca a algum processo da rede ou é meramente oriunda da representação da rede.

3.1.3.4.1 Desassortatividade estrutural e randomização com preservação de grau

Em redes livres de escala que demonstram expoente inferior a três, representadas por redes simples (redes nas quais é permitida apenas uma aresta entre nós), a própria estrutura livre de escala faz com que a rede apresente menos conexões entre seus hubs do que seria esperado. Isso pois os hubs, como possuem grande grau, possuem alta probabilidade de estarem conectados entre si (como descrito pela equação (2.25)) e essa força de ligação pode superar "um", ou seja, seria esperado mais de um elo entre dois nós. Como a rede (simples) não permite isso, ela passa a apresentar característica desassortativa. Esse fenômeno (desassortatividade oriunda da representação por rede simples) é chamado desassortatividade estrutural (BARABÁSI, 2014).

O número esperado de arestas entre k e k' para uma rede neutra é $E_{kk'} = \frac{kp_k k' p_{k'}}{\langle k \rangle} N$. Aprofundando, é esperada mais de uma aresta (isto é $E_{kk'} > 1$) apenas para os nós cujo grau excede o limite k_s. Esse limite, chamado de corte estrutural, escala de acordo com

$$k_s(N) \backsim (\langle k \rangle N)^{1/2}. \qquad (2.26)$$

Para redes livres de escala,

$$k_{max} \backsim N^{\frac{1}{\gamma-1}} . \qquad (2.27)$$

Assim, caso o expoente seja o expoente seja < 3, o expoente de k_{max} passa a ser maior do que ½, logo k_{max} pode ser maior do que k_s. Os nós que concretizam essa possibilidade manifestam, na rede, desassortatividade estrutural (BARABÁSI, 2014).

Já para redes aleatórias e livres de escala cujo expoente é maior ou igual a três, o expoente de k_{max} é menor do que ½, assim, k_{max} é sempre menor do que k_s. Desse modo, não é esperada mais de uma aresta entre nós. Esse fenômeno é chamado de inexistência de corte estrutural (BARABÁSI, 2014).

Para averiguar se correlação de grau é gerada por desassortatividade estrutural, é empregada a randomização com preservação de grau na rede original. Essa randomização preserva o grau de todos os nós da rede (consequentemente, também preserva a distribuição de grau) e, ao mesmo tempo, conecta aleatoriamente as arestas da rede (BARABÁSI, 2014).
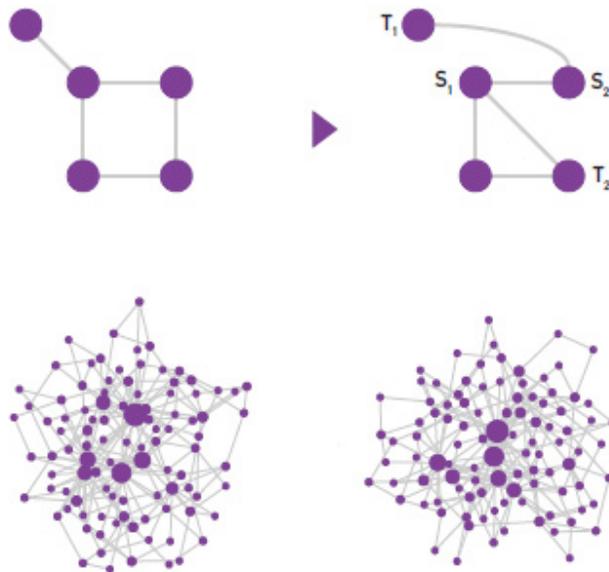
Figura 24 – Randomização com preservação de grau

Os dois desenhos à esquerda representam a rede original e, os dois à direita, produtos da randomização com preservação de grau. Os desenhos representam em nível micro (acima) e macro (abaixo) tais redes.

Fonte: Adaptado de Barabási (2014, p. 30, ch. 4).

Caso a rede original demonstre correlação e a rede randomizada não, a correlação, ao menos parcialmente, não é estrutural, mas sim oriunda de algum processo. Todavia, caso o número de arestas entre nós (dado o seu grau) da rede real e da randomizada sejam

indistinguíveis, a correlação existente é toda estrutural (BARABÁSI, 2014).

Além da origem, os efeitos da correlação de grau são estudados pela literatura. Assim, é efetuada trajetória que parta de causas para consequências.

3.1.3.4.2 Correlação de grau, componente gigante e diâmetro

A correlação de grau impacta na transição de fase existente em redes aleatórias, isto é, na emergência da componente gigante. A apresentação dos impactos é dada pela figura 25 (BARABÁSI, 2014).
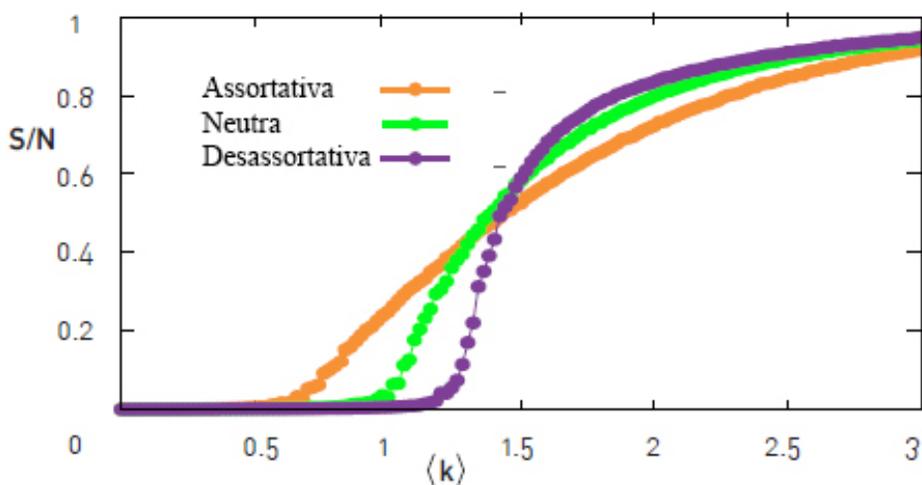
Figura 25 – Relação entre componente gigante e correlação de grau

No eixo horizontal, o grau médio; no vertical, a quantidade de nós que possui a componente gigante dividido pelo total de nós da rede.

Fonte: Adaptado de Barabási (2014, p. 26, ch. 7).

Nessa é expresso que, em redes assortativas, hubs aceleram a emergência da componente gigante (dado o grau médio necessário para que esse fenômeno ocorra). Quanto mais próximo da desassortatividade, mais lenta é essa emergência (BARABÁSI, 2014).

Já sobre outro aspecto e redes assortativas, a atração excessiva entre hubs nessas faz com que elas falhem em atrair para a componente gigante os nós de baixo grau. Assim, para regiões de alto ⟨k⟩, redes assortativas demonstram componente gigante de menor tamanho (BARABÁSI, 2014).

Como a correlação de grau impacta na componente gigante e essa, por sua vez, demonstra implicações em fenômenos propagativos, conclui-se que a primeira importa para análise dos últimos (EGUÍLUZ; KLEMM, 2002; BOGUÑÁ; PASTOR-SATORRAS, 2002). Exemplo de tal importância é o fato já apresentado de que redes assortativas e

desassortativas, respectivamente, diminuem e aumentam o limiar epidêmico.

A correlação de grau também afeta a robustez da rede (VÁZQUEZ; MORENO, 2003). Mais especificamente, em redes assortativas, hubs conectados entre si formam um grupo central, no qual muitos hubs são redundantes. Assim, a remoção deles tem impacto menor do que em uma rede desassortativa pois, nessa última, a remoção de um hub faz com que diversos nós de grau baixo (conectados ao hub) descolem da rede (BARABÁSI, 2014).

Ainda, em redes assortativas, como muitos nós de baixo grau estão conectados entre si, o diâmetro desse tipo de rede é maior em comparação com redes desassortativas e neutras. Todavia, o mesmo tipo de rede (assortativa) apresenta menor caminho médio quando comparado com redes desassortativas e neutras (BARABÁSI, 2014).

3.1.3.4.3 Correlação de grau e controlabilidade

Além dos efeitos gerados por correlação de grau já apresentados, correlação de grau também afeta a controlabilidade da rede[9]. Para efetuar análise de tais impactos, inicialmente afirma-se que um sistema dinâmico é controlável se, impostos sinais externos em um subconjunto de nós (chamados de nós condutores), tal sistema pode ser conduzido de qualquer estado inicial para um estado desejado. Ainda, para que o sistema seja controlável, essa mudança de estado deve ser executada em tempo finito (SLOTINE; LI, 1991; LUENBERGER, 1979). Por fim, o número mínimo de nós necessário para controlar uma rede é expresso por N_d[10] e a densidade desse número (que mensura a porcentagem de nós, em relação a N, que deve ser controlada para que o todo também seja) é dada $n_d = N_d/N$ (PÓSFAI et al., 2013).

Considerando isso, os efeitos de correlações entre graus são analisados sob a perspectiva de n_d. Isso é feito para redes aleatórias e para livres de escala (com expoente de distribuição de grau de 2,5), sendo ambas dirigidas, (PÓSFAI et al., 2013). A mutação de n_d é interpretada conforme a correlação (de Pearson) entre os graus dos nós que transita de -1 até 1. Como as redes são dirigidas, cada nó apresenta um grau de entrada e um de saída, assim, existem quatro tipos de correlações entre esses graus, expressas nas figuras 26 e 27 (PÓSFAI et al., 2013).

---

9. Agrupamento e modularidade não apresentam efeitos consideráveis na controlabilidade da rede.

10. Apenas para exemplificação de N_d em redes reais, para redes de regulação genética, N_d é próximo de 0,8. Ou seja, é necessário controlar, independentemente, 80% dos nós de toda a rede para controlá-la. Já para redes sociais, tais valores são bem menores (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011).
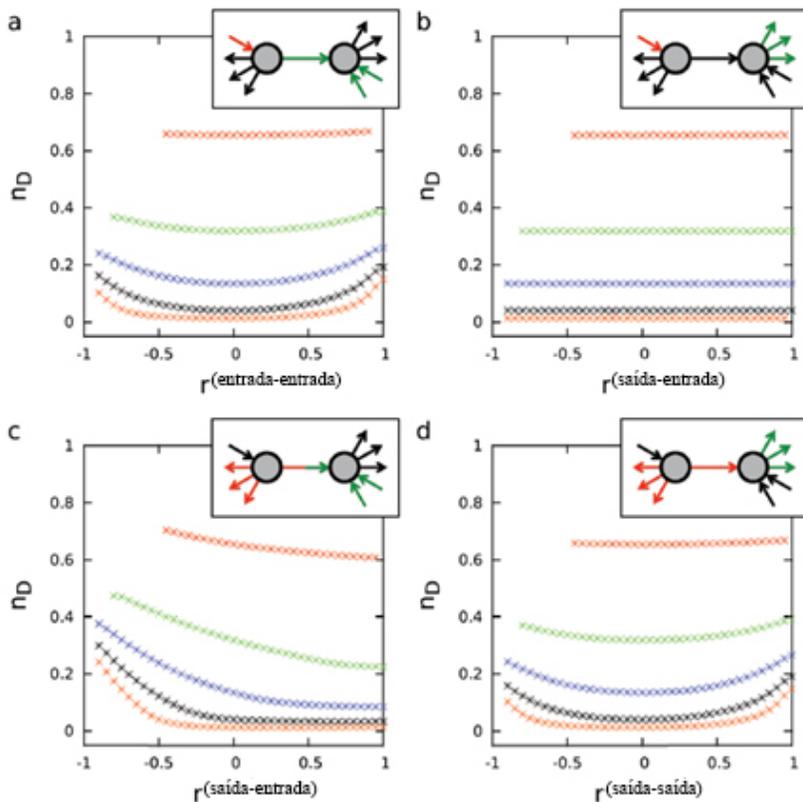
Figura 26 – Relação entre proporção de nós necessários para controlar a rede (eixo vertical) com a correlação de grau da mesma (eixo horizontal) para rede aleatória

Os graus médios são: 1 (vermelho), 3 (verde), 5 (azul), 7 (preto), 9 (laranja).

Fonte: Adaptado de Pósfai et al. (2013, p. 3).
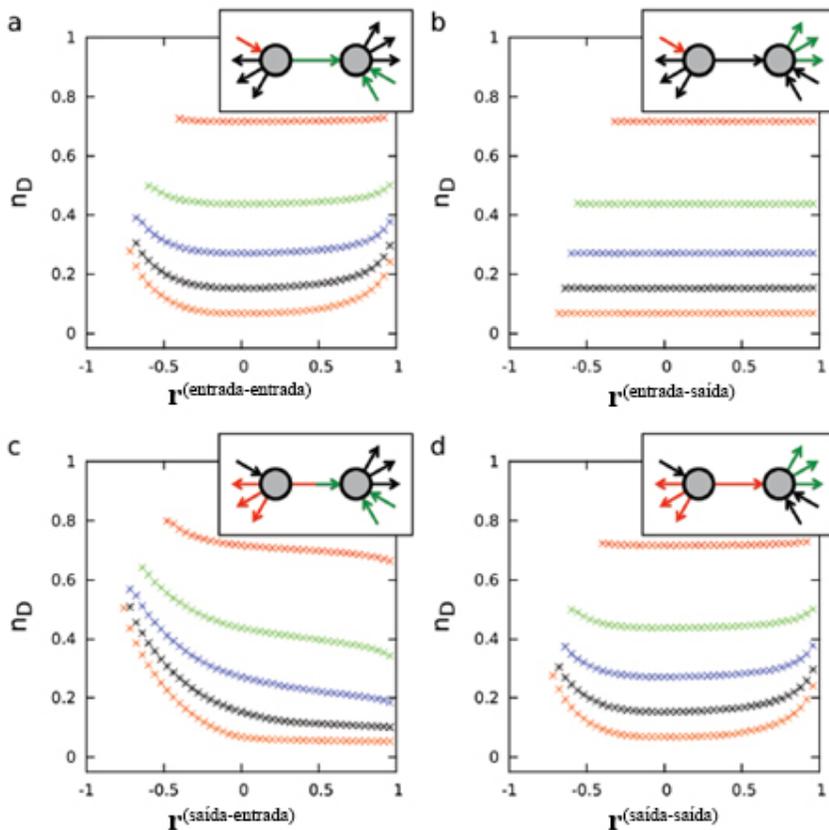
Figura 27 – Relação entre proporção de nós necessários para controlar a rede (eixo vertical) com a correlação de grau da mesma (eixo horizontal) para rede que segue lei de potência com expoente de 2,5

Os graus médios das redes são: 1 (vermelho), 3 (verde), 5 (azul), 7 (preto), 9 (laranja).

Fonte: Adaptado de Pósfai et al. (2013, p. 4).

Os resultados obtidos são qualitativamente semelhantes entre os dois tipos de redes analisadas. Assim, ao considerar sempre as duas redes, n_d atinge o seu valor mínimo para correlações de grau de entrada-entrada (a) e de saída-saída (d), quando a correlação de grau é zero (rede neutra). Ainda α e *d*, caso a correlação distancie-se de 0, os valores de n_d aumentam. Já correlações de grau de entrada-saída (b) não impactam em n_d. Por fim, para correlação de grau de saída-entrada (c), demonstra maiores valores quando tal correlação é -1. Conforme a correlação distancia-se desse valor, n_d decai e atinge um valor estável. Essa estabilidade, para a rede aleatória, é atingida quando r está próximo de -0,6 e, para a livre de escala, *r* próximo de 0,2 (PÓSFAI et al., 2013).

Do conjunto de fatos expressos, constata-se que, caso *r* entre os graus demonstre proximidade de 0, na maioria dos casos, a controlabilidade (expressa por n_d) é facilitada. Em congruência, caso *r* distancie-se de 0, excetuada a correlação de saída-entrada, n_d aumenta, o que pode ser interpretado como um incremento na dificuldade de controlabilidade

da rede. Ainda no mesmo caso, o sentido de *r* (positivo ou negativo) não parece alterar de maneira significativa os resultados. Assim, n_d é melhor explicada pela intensidade *r* do que seu sentido.

3.1.3.5 Controlabilidade

A controlabilidade também pode ser analisada em relação à distribuição de grau, heterogeneidade, grau médio. Ainda, ela pode ser interpretada de acordo com grau dos nós.

3.1.3.5.1 Relação de controlabilidade com distribuição de grau, heterogeneidade e grau médio

Para analisar a controlabilidade perante a distribuição de grau, foi aplicada randomização completa em redes reais. Esse processo preserva *N* e *L* da rede original e a tranforma em uma rede aleatória. Esse procedimento proporcionou, em diversas redes, a inexistência de correlação entre N_d da rede randomizada e N_d da rede original (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011).

Também para redes reais foi aplicada randomização com preservação de grau. Todavia, nesse caso, foi observada pouca variação em N_d. Logo, de acordo com os resultados de ambas as randomizações, em grande medida, a controlabilidade de um sistema é dada pela distribuição de grau da rede que representa tal sistema (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011).

Em congruência, a equação que determina o valor de n_d (para redes livres de escala cujo expoente é o mesmo para grau de entrada, de saída e grau não dirigido, para o limite de $\langle k \rangle$ grande) (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011),

$$n_D \approx exp\left[-\frac{1}{2}\left(1-\frac{1}{\gamma-1}\right)\langle k\rangle\right], \qquad (2.28)$$

implica que, para $\langle k \rangle$ fixo, aumento em γ gera diminuição em n_d. Assim, redes mais heterogêneas tendem a ser menos controláveis e redes homogêneas, mais controláveis.

Aprofundando, mesmo caso mantido o γ, n_d aumenta monotonicamente com o aumento da heterogeneidade de grau. Essa última medida é nesse ponto determinada por $H = \Delta/\langle k \rangle$, onde

$$\Delta = \sum i \sum j \left|k_i - k_j\right| P(k_i)P\left(k_j\right) \qquad (2.29)$$

é a diferença absoluta média de grau existente entre todos os pares de nós (i e j) tomados da distribuição de grau P_k. Logo, a heterogeneidade da rede (*H*) é zero para redes compostas por nós de mesmo grau (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011).

Sob outra perspectiva, a equação (2.28) ainda demonstra que, conforme $\langle k \rangle$ aumenta, n_d decai (o mesmo é válido para redes aleatórias, nas quais $n_D \approx e^{-\langle k \rangle/2}$). Ou seja, quanto mais densa é uma rede, menor o número necessário de nós para controlá-la. Tal

relação entre ⟨k⟩ e n_d é não-linear; pequenas mudanças na densidade da rede resultam em variações de ordem de magnitude em n_d (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011).

Ao considerar todo o expresso, conclui-se que redes esparsas (redes em que $L << L_{max}$, isto é, pouco densas) (BARABÁSI, 2014) e heterogêneas requerem maior n_D do que redes densas e homogêneas. Heterogeneidade e baixa densidade são frequentemente vistas em sistemas complexos reais. Logo, tais sistemas tendem a ser essencialmente difíceis de serem controlados (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011).

3.1.3.5.2 Relação de controlabilidade com o grau dos nós

Para analisar a relação da controlabilidade com o grau de nós, é empregado um método que busca evitar uso de força bruta para identificar nós condutores *(N_d)*. Para tanto, é provado que o número mínimo de nós condutores necessários para controlar uma rede é determinado pelo máximo conjunto de arestas que não compartilham um nó inicial (isto é, não saem de um mesmo nó) ou nó final (ou seja, não chegam em um mesmo nó). Esse conjunto de arestas é chamado de combinação máxima (CM). A análise da figura 28 é necessária para o aprofundamento desse tema (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011).
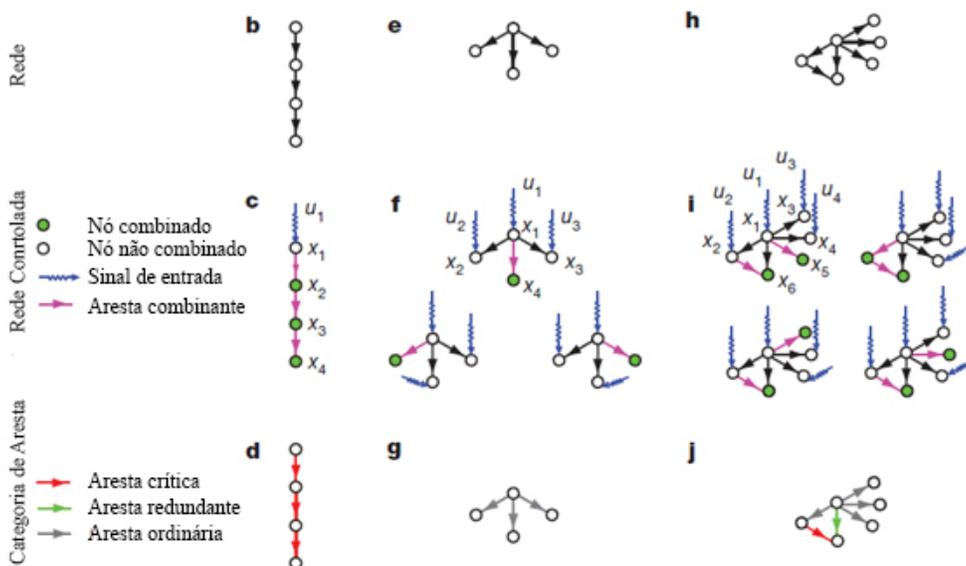
Figura 28 – Emprego de combinação máxima para identificar mínimo possível em redes

Cada coluna expressa uma rede diferente em relação às outras colunas e a mesma rede em relação à mesma coluna. A primeira linha demonstra redes; a segunda as analisa sob a perspectiva de CM, nós combinados e controle externo (*input signal*); por fim, a terceira linha classifica arestas de acordo com sua importância perante o impacto que suas remoções geram em $\boldsymbol{N_d}$ (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011).

Fonte: Adaptado de Liu, Slotine e Barabási (2011, p. 168).

Como exemplo de CM, destaca-se o simples caso de b da figura 28. Nesse, nenhuma aresta possui um mesmo nó como originador ou como destino final, assim, todas as arestas

fazem parte da CM (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011).

Aprofundando, da definição de CM conclui-se que ela considera que um nó pode controlar apenas um outro. Logo, a CM assume que um nó só pode ser controlado por um controlador. Disso decorre que o número de arestas que fazem parte da CM deve ser $n = 1$, onde n representa a quantidade de nós que são afetados por essa combinação. Do raciocínio também é decorrente que a CM manifesta-se em formato (topológico) de uma linha (não necessariamente reta).

Além de CM, há outro conceito de importância para a captação de relações entre controlabilidade e grau de nó. Esse é o conceito de nó combinado. Um nó é combinado caso exista uma aresta, componente da CM, que indique para ele. Por exemplo, em c, apenas o nó x_1 não faz parte do fluxo ditado pela CM (indicada por arestas vermelhas), assim, apenas o nó x_1 não está combinado no desenho c, expresso por ele estar pintado em branco no mesmo desenho. Ainda no desenho c, os outros nós estarem pintados de verde indica que eles estão combinados (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011).

A definição de nós combinados é importante pois é possível controlar uma rede se e apenas se cada nó x_1 não combinado na rede é controlado e há caminhos diretos desse tipo de nó para todos os combinados (YU et al., 2010). Logo, como em c apenas o nó x_1 não está combinado, ele deve ser controlado. Ainda, há caminhos diretos desse nó para todos os combinados. Logo, como demonstrado em c, o controle externo em x_1 (expresso por u_1) possibilita o controle de toda a rede. Assim, com a identificação de todos os nós não combinados, sendo que existem caminhos diretos desses nós para todos os combinados, é possível determinar N_d (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011). Sobre o desenho c, é necessário controlar apenas um nó (x_1), logo, é N_d 1 e é ¼ = 25% de todos os nós da rede.

Já no desenho f (que representa a mesma rede de e), todas as três arestas compartilham o mesmo nó de partida (x_1). Logo, para a CM ser identificada, apenas uma das arestas deve ser selecionada e todas as outras (duas) não devem ser consideradas. Assim, nessa rede sempre existem três nós não combinados (sendo que um deles indica diretamente para o nó combinado). Logo, n_d dessa rede é ¾ = 75%. Como expresso no desenho f, há três maneiras distintas de controlar a rede, em todas há apenas um nó combinado. O último é ou x_2, x_3 ou x_4 e nunca x_1 pois não há aresta que aponta para ele que participa da CM (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011).

Com o emprego desse método para identificar os nós condutores, é feita a análise sobre N_d (representante da controlabilidade) e o grau de nós. Para redes reais e modelos que seguem redes aleatórias e livres de escala com expoente de valor três, nós foram divididos em três grupos do mesmo tamanho: de baixo, médio e alto grau. A fração identificada de nós condutores em cada um dos grupos é maior para o grupo de menor grau, em segundo lugar ficam os nós de grau médio e, em último, os nós de alto grau (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011).

Ainda, para diversas redes reais (WWW, internet, de comunicação social, metabólica e outras) é comparado o grau médio dos nós condutores com o grau médio da rede. Para todos os casos, a primeira medida é menor do que a segunda. Assim, com base nisso e no apresentado anteriormente (o fato de um grupo de nós de baixo grau demonstrarem maior fração de nós condutores), Liu, Slotine e Barabási (2011) concluem que nós condutores

tendem a evitar os hubs. Desse modo, apesar de hubs serem importantes para análise de robustez e de fenômenos propagativos em redes, surpreendentemente eles não demonstram grande importância na controlabilidade da rede. Para esse tema, os nós de principal importância são os de baixo grau[11].

Por fim, é analisada a robustez da controlabilidade de redes perante falhas em arestas. Para tanto, inicialmente, as arestas são classificadas em três distintas categorias. A primeira é a das arestas críticas, cuja falha gera aumento em N_d. Na figura 28, mais especificamente no desenho d, isso é mostrado exemplo no qual a remoção de qualquer uma das três arestas (expressas em vermelho) geraria aumento em N_d (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011).

Outra das três categorias são arestas redundantes, cuja remoção não altera N_d. Um exemplo é expresso na figura 28 no desenho j, cuja remoção da aresta verde (redundante) não aumenta N_d. Por fim, caso as arestas não sejam redundantes ou críticas, elas são ordinárias (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011).

Embasado nessas classificações, a densidade dos tipos de arestas de redes reais é analisada. O resultado é expresso na figura 29, na qual em verde são representadas arestas redundantes (l_r); em vermelho, as críticas (l_c) e em cinza, as arestas ordinárias (l_o).
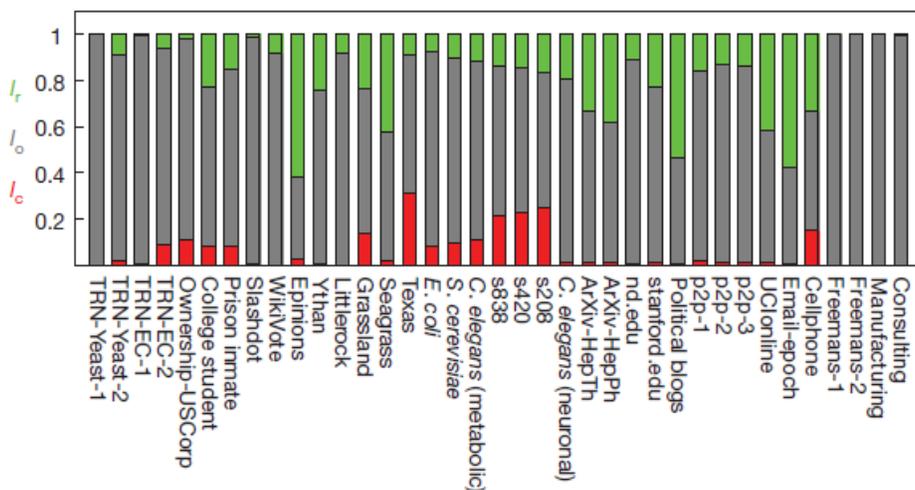
Figura 29 – Densidade de tipo de arestas em redes reais

Fonte: Liu, Slotine e Barabási (2011, p. 172).

Para que a controlabilidade seja robusta em relação às falhas de arestas, devem ser dobradas as arestas críticas. Desse modo, as últimas são transformadas em redundantes e a falha dessas não compromete a controlabilidade da rede (LIU; SLOTINE; BARABÁSI, 2011).

11. Esse fato demonstra coerência com a análise de contenção de efeitos em cascata:nesse cenário e no de controle de redes, nós de baixo grau demonstram maior relevância para alcançar o objetivo traçado.

3.1.4 Conectividade de redes e além

Como demonstrado, propriedades, fenômenos e comportamentos são descritos (em distintos aspectos) com grande precisão pela análise de redes. Além da teoria de redes, a conectividade pode ser vislumbrada sob outras perspectivas. Como a conectividade, em diversas dessas perspectivas, naturalmente vincula-se à complexidade comportamental, ao mesmo tempo em que ela ataca bases do reducionismo, corrobora para o enfraquecimento (e transmutação) da concepção de "predição".

4| A QUEDA DO REDUCIONISMO E ENFRAQUECIMENTO DA NOÇÃO DE PREDIÇÃO: TEORIA GERAL DOS SISTEMAS, SISTEMAS COMPLEXOS E FÍSICA

O PVMH contrapõe-se, em diversas dimensões, PCN. Como, sob as lentes do último, o universo é maquinal (CAPRA, 2006), é razoável assumir que o PVMH tende a demonstrar percepção orgânica sobre o mesmo objeto. Isso é reforçado pelo fato de a percepção em redes ser central para esse paradigma (CAPRA; LUISI, 2014) e o arranjo reticular ser uma propriedade onipresente em sistemas vivos (CAPRA, 2006).

Assim, compreendendo o conflito entre paradigmas, analogicamente, como entre máquina morta (PCN) e organismo vivo (PVMH), é natural que ocorressem ataques destinados àquela máquina, partindo de um movimento que valorize a vida. Em congruência, apesar do reconhecimento da importância de as conexões entre elementos haver-se feito presente em diversas áreas do saber no início do século XX, o destaque pelo pioneirismo nesse período é dado para a biologia (CAPRA, 2006). Por fim, destaca-se que, no estudo sobre conectividade e o enfraquecimento de "predição", é frequente a identificação (intencional ou não) de propriedades caracterizadoras de seres vivos.

Nesse contexto, destaca-se o biólogo Ludwig Von Bertalanffy. Para desenvolver seu pensamento, Bertalanffy utilizou principalmente a palavra *sistema*. A última deriva da palavra grega *synhistanai*, que significa "colocar junto". A palavra "sistema" passou a ser utilizada para retratar um todo interconectado, cujas características essenciais emergem dos elos entre as partes que o compõem (CAPRA; LUISI, 2014; CAPRA, 2006).

Alinhado com tal percepção, o *pensamento sistêmico* é "a compreensão de um fenômeno dentro do contexto de um todo maior". Isso caracteriza o pensamento sistêmico como *contextual*, que é o oposto do pensamento analítico (CAPRA, 2006, p. 39).

O pensamento contextual é um fio de pensamento sistêmico. Ainda há outro fio, originado também no início do século XX, chamado de *pensamento processual*. Esse outro fio também se diferencia do arcabouço mecanicista (da ciência cartesiana). Isso pois, nesse último, existem estruturas fundamentais e, em seguida, forças e mecanismos por meio dos quais elas interagem e, assim, originam processos. Todavia, na ciência sistêmica, toda estrutura é vista como manifestação de processos subjacentes. Assim, o processo é o gerador da estrutura; essa última é a materialização do primeiro. Isso caracteriza o pensamento sistêmico como sempre processual (CAPRA, 2006; CAPRA; LUISI, 2014). O aspecto contextual, durante a primeira metade do século XX, foi enfatizado pela primeira vez por Bertalanffy (CAPRA, 2006).

Esse último notou que elementos formados pela interação de seus componentes produzem distintas dinâmicas das obtidas pelo estudo de tais componentes de forma separada (CASANOVA, 2006; BERTALANFFY, 2009). Bertalanffy indica que existem leis gerais de sistemas, que se aplicam a certos sistemas, independentemente das particularidades desses (BERTALANFFY, 1950). Assim, existem propriedades que são intrínsecas a sistemas. Logo, por tal natureza, essas propriedades são incompreensíveis por meio de estudo reducionista. Assim, Bertalanffy "dedicou-se a substituir os fundamentos mecanicistas da ciência pela visão holística" (CAPRA, 2006, p. 43).

A percepção de leis gerais de sistemas também fez com que Bertalanffy visasse formular e deduzir princípios que são válidos para sistemas em geral (MITCHELL, 2009; BERTALANFFY, 1950). Esse esforço gerou a Teoria Geral dos Sistemas (BERTALANFFY, 2010; CAPRA, 2006; MITCHELL, 2009). Tal teoria é:

> [...] uma ciência geral de "totalidade", o que até agora era considerado uma concepção vaga, nebulosa e semimetafísica. Em forma elaborada, ela seria uma disciplina matemática puramente formal em si mesma, mas aplicável às várias ciências empíricas. (BERTALANFFY, 1968, p. 37).

Essa formalidade matemática é utilizada por Bertalanffy para tomar conclusões sobre sistemas. A compreensão da Teoria Geral dos Sistemas é mais proveitosa caso sejam conhecidas propriedades de sistemas abertos e fechados em relação ao equilíbrio termodinâmico, entropia e estado estacionário.

4.1 Sistemas isolados, fechados e abertos; equilíbrio; entropia e estado estacionário

Sistemas termodinâmicos podem ser classificados, de acordo com as relações que apresentam com seu meio (exterior), em três tipos. O primeiro é o sistema isolado, que não troca energia ou matéria com seu exterior. Já o segundo é o sistema fechado, que troca calor e energia mecânica com seu exterior, mas não troca matéria com o último. Por fim, um sistema aberto troca energia e matéria com seu exterior (KONDEPUDI; PRIGOGINE, 1998).

Sistemas também podem ser categorizados de acordo com o estado que apresentam. "Equilíbrio" descreve o estado de descanso de um sistema físico, o qual também é chamado (para um sistema fechado, por exemplo) de estado estacionário (RECORDATI; BELLINI, 2004). Um sistema está em equilíbrio termodinâmico caso não demonstre trocas de energia e matéria com seu meio (RECORDATI; BELLINI, 2004; NICOLIS; PRIGOGINE, 1989). Assim, o estado é descrito de acordo com as relações que o sistema apresenta com seu meio (KONDEPUDI; PRIGOGINE, 1998).

Todavia, dada a ausência de trocas de sistema isolados, "equilíbrio" para esses diz respeito ao estado de distintos compartimentos internos deles próprios (KONDEPUDI; PRIGOGINE, 1998). Já para um sistema fechado, esse estado (equilíbrio) é atingido caso sua temperatura e pressão igualem as de seu meio. Se existir diferença na temperatura ou pressão, é produzido (respectivamente) um fluxo de calor ou uma variação de volume (NICOLIS; PRIGOGINE, 1989). Por fim, em um sistema aberto, no qual constituintes químicos podem ser trocados com o meio, o equilíbrio termodinâmico demanda o equilíbrio adicional de potenciais químicos. Assim, o equilíbrio termodinâmico implica que certas variáveis internas e externas (como temperatura, pressão e potenciais químicos) atinjam valores idênticos (NICOLIS; PRIGOGINE, 1989).

Entretanto, em contraste com o já expresso sobre equilíbrio, sistemas abertos podem se manter afastados do equilíbrio (CAPRA, 2006; BERTALANFFY, 1950) e, mesmo assim, demonstram capacidade de atingir um estado estacionário (CAPRA, 2006). Esse último ocorre quando esses sistemas apresentam regime de dinâmicas estáveis

enquanto permanecem constantes em suas composições (isso apesar dos contínuos processos ocorrentes) (BERTALANFFY, 1969). Esse equilíbrio dinâmico é chamado de *Fliessgleichgewicht*, que significa “equilíbrio fluente” (CAPRA, 2006).

Já sobre entropia, destaca-se a segunda lei da termodinâmica. Essa aponta que sempre que energia (o potencial de um sistema de efetuar trabalho) é transformada em forma utilizável, também é produzida energia “inútil”, como um subproduto. O último é a entropia (WEST, 2017). Assim, a entropia é uma medida da energia que não pode ser convertida em trabalho (MITCHELL, 2009).

Ainda, a segunda lei da termodinâmica indica que a entropia nunca decai sem o trabalho de um agente externo. Sem esse trabalho, a entropia aumenta até atingir um valor máximo (MITCHELL, 2009). A mesma lei também aponta que qualquer sistema físico fechado se encaminha, espontaneamente, para uma desordem sempre crescente. Também nos sistemas fechados, a entropia sempre aumenta com o transcorrer do tempo. Como essa evolução da entropia é acompanhada por aquele aumento de desordem, a entropia também é utilizada como uma medida de desordem (CAPRA, 2006; CAPRA; LUISI, 2014). Por fim, diferente dos sistemas fechados, os abertos podem diminuir sua entropia (CAPRA, 2006; BERTALANFFY, 1950).

4.2 Um esboço da Teoria Geral dos Sistemas

Na perspectiva da Teoria Geral dos Sistemas, um sistema é definido como um conjunto de elementos interagentes, nomeados de $P_1, P_2 \ldots P_n$. Um aspecto quantitativo de tais elementos é chamado de $Q_1, Q_2 \ldots Q_n$. As variações desse aspecto podem ser definidas por um sistema de equações diferenciais simultâneas. Considerando que o sistema composto por tais elementos apresenta número finito desses, no caso mais simples, aquele sistema de equações diferenciais simultâneas é da forma (BERTALANFFY, 1950):

$$\left.\begin{aligned} \frac{dQ_1}{dt} &= f_1(Q_1, Q_2, \ldots Q_n) \\ \frac{dQ_2}{dt} &= f_2(Q_1, Q_2, \ldots Q_n) \\ \frac{dQ_n}{dt} &= f_n(Q_1, Q_2, \ldots Q_n) \end{aligned}\right\} \qquad (2.30)$$

Esse sistema de equações possui três soluções possíveis que descrevem o estado do sistema. Na primeira, o sistema pode atingir um estado estacionário com o transcorrer do tempo. Já na segunda, o sistema pode apresentar oscilações periódicas. Por fim, o sistema pode nunca atingir um estado estacionário (BERTALANFFY, 1950).

No caso de o sistema se aproximar de um estado estacionário, Bertalanffy (1950) indica que as variações (Q_1) desse tipo de sistema podem ser descritas pela distância do estado atual (estado esse descrito por Q_1') em relação ao estado estacionário. Dado que Q_1^* representa as soluções para o estado estacionário, novas variáveis: $Q_1 = Q_1^* - Q_1'$ podem ser introduzidas de modo que $\frac{dQ_1}{dt} = f\,(Q_1^* - Q_1')\,(Q_2^* - Q_2') \ldots (Q_n^* - Q_n')$.

As integrais de tais equações podem ser escritas em uma forma que contém os

valores finais. Isso faz aparentar que os processos atuais são determinados pelos valores finais (atingidos em tempo infinito), isto é, o sistema aparenta visar, de maneira teleológica, um equilíbrio. Tal fato engendra a esse sistema um caráter finalista (BERTALANFFY, 1950).

Também embasado na equação (2.30), Bertalanffy afirma que existem sistemas em que o coeficiente de Q_1 decai com o tempo. Ou seja, os elementos vão deixando de interagir entre si. Assim, o sistema deixa de funcionar como um todo, isto é, não mais mudanças em cada elemento dependem de todos os outros elementos, mas sim o sistema é caracterizado por em estado de independência entre seus elementos. Isso descreve a trajetória de um sistema unitário que, gradualmente, se divide em cadeias causais independentes. Tal mudança no sistema é chamada de *segregação progressiva* (BERTALAFFY, 1950).

Bertalanffy elenca essa segregação com *progresso* e afirma que esse último é possível apenas com a passagem de um estado de todo indiferenciado para a diferenciação das partes desse todo. Tal fato implica que as partes (desenvolvidas pela diferenciação) tornam-se fixas em respeito à determinada ação, isto é, aquelas possuem suas funções limitadas. Logo, segregação progressiva leva a progresso e, simultaneamente, a mecanização (BERTALANFFY, 1950).

A mecanização, isto é, a especialização de partes, faz com que essas tornem-se cada vez mais insubstituíveis. Consequentemente, mais facilmente a perda de partes gera quebra de funcionamento do sistema como um todo. Assim, o progresso de sistemas é acompanhado por queda de robustez (BERTALANFFY, 1950).

Ainda ao tratar de independência entre as partes, a segregação é especialmente importante e predominante na natureza viva. Aparentemente, o motivo de tal predominância é que a segregação do sistema primário unitário em sistemas parciais subordinados implica em aumento de complexidade, isto é, transição para ordens superiores, no sistema. Essa transição pressupõe oferta de energia e isso ocorre de maneira contínua apenas se o sistema for aberto (BERTALANFFY, 1950). Dessa forma, como, de acordo com Bertalanffy, organismos vivos são sistemas abertos (CAPRA, 2006) e a maioria dos sistemas de natureza inanimada são fechados (BERTALANFFY, 1950; CAPRA, 2006), aquela predominância é explicada.

Por fim, destaca-se que apenas sistemas abertos demonstram capacidade de atingir seu estado final partindo de distintos estados iniciais e percorrendo distintos caminhos. Essa capacidade é chamada de equifinalidade e significa, além do apresentado, que o estado estável do sistema é independente das condições iniciais. A equifinalidade é identificada apenas em casos excepcionais na natureza inanimada (BERTALANFFY, 1950). Isso novamente explica-se pelo fato de sistemas dessa natureza tenderem a ser fechados e os seres vivos serem sistemas abertos (BERTALANFFY, 1950; CAPRA, 2006).

4.3 Laço de realimentação

Ao prosseguir a caracterização de sistemas e suas relações com seres vivos, tem-se que há um padrão comum de organização, identificado em todos os organismos vivos. Esse padrão é a reticularidade, isto é, todos os sistemas vivos apresentam seus componentes arranjados em redes (CAPRA, 2006). Apesar desse destaque para sistemas vivos, o que será descrito a seguir não necessariamente precisa se referir a elementos vivos, mas sim

qualquer sistema que se organize em rede.

É possível que um elemento propagado pela rede (como informação) possa viajar por um caminho cíclico. Esse último pode tornar-se um laço de realimentação (CAPRA, 2006). Capra define laço de realimentação como:

> [...] um arranjo circular de elementos ligados por vínculos causais, no qual uma causa inicial se propaga ao redor das articulações do laço, de modo que cada elemento tenha um efeito sobre o seguinte, até que o último "realimenta" (*feeds back*) o efeito sobre o primeiro elemento do ciclo[...]. A consequência desse arranjo é que a primeira articulação ("entrada") é afetada pela última ("saída"), [...] o efeito inicial é modificado cada vez que viaja ao redor do ciclo. (CAPRA, 2006, p. 59).
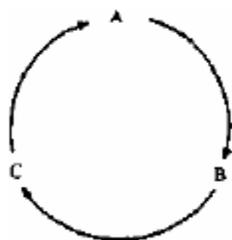
Figura 30 – Causalidade de um laço de realimentação

Fonte: Adaptada de Capra (2006 p. 60).

O laço de realimentação pode ser distinguido em dois tipos distintos: positivos e negativos. A definição em qual tipo se enquadra o laço (caráter global do último) é fundamentada nos elos causais entre elementos (nível micro do laço). Os últimos também são de dois tipos: positivos ou negativos. Um elo causal é positivo se uma mudança em A gera mudança em B no mesmo sentido, isto é, caso A aumente, B também aumenta; caso A diminua, B também diminui. Já um elo causal negativo é determinado por uma mudança em A gerar mudança em B no sentido oposto (CAPRA, 2006).

Embasado em tais definições, o laço de realimentação é caracterizado. Ele é negativo (também chamado de laço de autoequilibração) se possui número ímpar de elos causais negativos, caso contrário, o laço é positivo (conhecido também como laço de autorreforço) (CAPRA, 2006).

Exemplos do último tipo de realimentação são círculos viciosos, nos quais o efeito inicial continua a ser amplificado (CAPRA, 2006). Já laços negativos proporcionam equilibração e possibilidade, para o sistema, de propriedades distintas das oriundas do laço positivo vigente. Sobre o último fato, Wolf e Holvoet (2005) apontam que, nos casos em que é existente alinhamento com laços de realimentação positivos, a única ação que possibilita novo alinhamento são laços de realimentação negativos. Assim, tem-se que o processo de realimentação pode tornar causas pequenas em grandes efeitos e forma a base de instabilidades e de súbita emergência (no sentido de ascensão) de novas formas

de ordem (CAPRA; LUISI, 2014).

4.4 Sistemas lineares e não-lineares

Tal emergência é possível pois as interações entre os componentes de um sistema podem gerar algo novo. Essa é uma propriedade de um sistema não-linear. Para melhor compreender esse, inicialmente é útil compreender um sistema linear.

Um sistema, em perspectiva matemática, é chamado de linear[1] caso todas as variáveis, situadas no lado direito das equações que descrevem o estado do sistema, demonstrem potência igual a um (STROGATZ, 1994). Sistemas lineares apresentam características específicas. Nesses, pequenas causas geram pequenos efeitos; grandes efeitos são necessariamente decorrentes de grandes causas ou de um grande conjunto de pequenas causas (CAPRA; LUISI, 2014). Desse modo, nesse tipo de sistema, em perspectiva física, os componentes não interagem para criar algo novo. Dito de outra maneira, esses sistemas são feitos por componentes cujas propriedades não são afetadas pela presença de outros componentes (FELDMAN, 2012). Assim, em um sistema linear, a soma de seus componentes é igual ao todo (MITCHELL, 2009). Desse modo, por ser possível ignorar as relações entre os componentes, com emprego de método (reducionista) semelhante ao analítico de Descartes, é possível compreender um sistema linear.

Já um sistema não-linear, sob a ótica da matemática, é assim definido caso uma ou mais das variáveis situadas no lado direito das equações que descrevem o estado do sistema demonstrem potência diferente de um (STROGATZ, 1994). Os sistemas não-lineares também apresentam características específicas. Nesses, pela realimentação, pequenas causas podem gerar grandes efeitos (CAPRA; LUISI, 2014). Assim, sistemas não-lineares, em concepção física, apresentam interações entre seus componentes que impactam nos resultados de tais sistemas (FELDMAN, 2012). Ou seja, os componentes de um sistema não-linear interagem para formar algo novo (MITCHELL, 2009). Logo, o emprego de método analítico cartesiano é inefetivo para compreender esse tipo de sistema.

4.5 Sistemas complexos

Profundamente vinculado à não-linearidade, existem sistemas cuja predição do comportamento futuro é difícil. Tal predição, ao invés de dar-se por certezas, dá-se por probabilidades. Esse tipo de sistema é caracterizado por apresentar comportamento que depende crucialmente dos detalhes do sistema. Dito de outra forma, o comportamento do sistema pode ser extremamente sensível à forma das equações de movimento e uma pequena mudança nessas últimas pode gerar uma grande variação no comportamento do sistema. Caso isso seja verdadeiro, o sistema descrito é chamado de sistema complexo (PARISI, 2013).

Essa é uma visão predominantemente matemática (e comportamental) de sistemas complexos. Apesar de ser, inexiste uma definição técnica precisa dos mesmos (NEWMAN,

1. Para que uma equação seja linear, é necessário e suficiente que ela tenha uma propriedade. Essa é, dado que A e B são soluções e C é um número qualquer, deve ser verdadeiro que soluções *A* e *B* $\Rightarrow$ A + cB é uma solução, para todo c. Disso decorre que, apesar do nome “linear” da equação, nem todas as funções que desenham linhas satisfazem essa propriedade. A linearidade gráfica que não indica que a equação descrita é linear acontece caso a interceptação de y não seja zero (FELDMAN, 2012).

2011); uma definição, sob o aspecto físico (e comportamental) de tais sistemas, com pouca variabilidade, é comumente aceita para academia. Como, apesar de pequena, a variabilidade existe (isto é, existem distintas definições sobre esse mesmo objeto), devem ser tomadas distintas definições de sistemas complexos e identificadas congruências entre propriedades presentes nessas caracterizações.

Uma dessas definições vislumbra um sistema complexo como um sistema que demonstra características coletivas (que são dificilmente previstas), chamadas de comportamento emergente (no sentido de ascensão), em seus componentes (que são uma miríade), originadas pelo fato de esses últimos estarem conectados. Logo, uma característica universal de sistemas complexos é que o todo é maior (e, frequentemente, significativamente diferente) do que a soma linear das partes que o compõem. Por fim, apesar da auto-organização não ser tomada como necessária para definir sistemas complexos, ela é tratada como uma característica crítica de muitos desses sistemas (WEST, 2017).
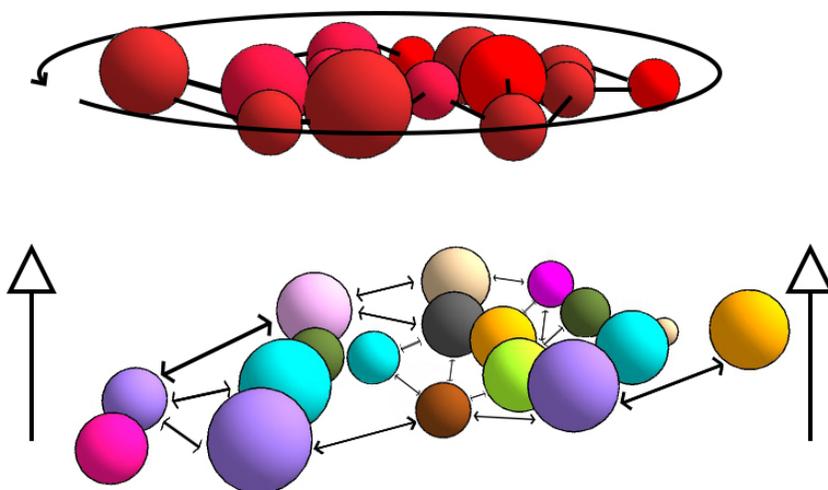
Figura 31 - Ilustração de um sistema complexo

As esferas representam componentes do sistema; as flechas existentes entre os componentes expressam interações entre eles; as duas grandes flechas laterais indicam ascensão, emergência; o arranjo de componentes superior, em vermelho, expressa um coletivo coerente. A coerência é expressa pela maior espessura de conexões entre os componentes (isto é, estão profundamente vinculados); por eles apresentarem cores muito similares; por estarem mais próximos e, por fim, pela flecha circular que circunscreve esse coletivo de componentes, dado que ela representa coerência que os integra.

Fonte: Elaborada pelos autores.

Demonstrando grande concordância com West (2017), Mitchell (2009) afirma que um sistema complexo é um sistema que apresenta comportamentos (não triviais) emergentes e auto-organizadores. Ainda segundo a mesma autora, sistemas complexos são descritos por grandes redes (nos quais os nós são os componentes).

Dadas essas três definições, é destacada a congruência entre todas em relação a

dois aspectos. O primeiro é a dificuldade de previsão de comportamento futuro do sistema. Isso é expresso pelo fato de que a emergência é necessária para que um sistema seja um sistema complexo (WEST, 2017; MITCHELL, 2009; NEWMAN, 2011) e pelo fato de a emergência ser imprevisível (GOLDSTEIN, 1999).

Já o segundo aspecto é a não-linearidade inerente a esse tipo de sistema. Não-linearidade essa expressa pela sensibilidade do comportamento do sistema à forma de equações de movimento (PARASI, 2013); pelo fato de o todo ser maior do que a soma linear das partes (WEST, 2017) e pela existência de emergência (MITCHELL, 2009), dado que a última gera, por meio de interações entre os componentes do sistema, produtos que não são redutíveis aos componentes (WOLF; HOLVOET, 2005; GOLDSTEIN, 1999). Assim, a não-linearidade (manifesta, por exemplo, na emergência) é uma causa da dificuldade de previsão.

Como os processos de realimentação amplificam causas e formam as bases de instabilidades (CAPRA; LUISI, 2014), para ambos os aspectos identificados como caracterizadores de sistemas complexos (dificuldade de previsão e não-linearidade), aqueles processos são de vital importância. Disso decorre a crucial importância da conectividade entre os componentes, uma vez que essa característica é a proporcionadora de realimentação.

Além da essencial importância de conexões entre elementos na caracterização de sistemas complexos, outra propriedade desses sistemas recebe grande destaque. West (2017), Mitchell (2009) e Newman (2011) afirmam que um sistema complexo tende a ser grande, isto é, formado por grande quantidade de componentes.

Por fim, como é destacada a importância de emergência para a caracterização de sistemas complexos e a auto-organização também é tratada como um importante aspecto desses sistemas (WEST, 2017; MITCHELL, 2009), emergência e auto-organização devem ser estudadas. Todavia, se anteriormente forem conhecidos métodos de estudo comumente utilizados para análise de sistemas complexos (com destaque para atratores no espaço de fase), passam a ser compreendidos termos úteis para o entendimento de emergência e auto-organização.

4.5.1 Estudo de sistemas complexos: espaço de fase e atratores

Métodos de estudo de sistemas complexos estão atrelados à não-linearidade de equações. Equações não-lineares tendem a ser muito difíceis de ser resolvidas de maneira analítica. Assim, para a resolução de tais equações, é empregado um tipo de resolução chamada numérica (em contraste, equações lineares são resolvidas pela manipulação das mesmas até a obtenção de um resultado final; tal procedimento é chamado de resolução analítica). Esse tipo de resolução utiliza-se de tentativa e erro de várias combinações de números para as variáveis. Isso é feito até serem encontradas as combinações que se ajustam à equação estudada. Logo, o resultado desse método é um grande conjunto de valores, para as variáveis, que satisfazem à equação (a resolução analítica demonstra, como resultado, uma fórmula) (CAPRA; LUISI, 2014).

A interpretação do significado desse resultado pode ser obtida pela inserção dos mesmos em um espaço matemático abstrato chamado de *espaço de fase*. Cada

coordenada nesse espaço representa uma das variáveis e, assim, cada ponto no espaço de fase descreve todo o sistema (CAPRA; LUISI, 2014).

A análise do espaço de fase possibilita identificar atratores de um sistema. Um atrator é um comportamento final regular do sistema; possui esse nome pois ele “atrai” o comportamento do sistema (MITCHELL, 2009). Em coerência, os atratores fazem com que certos pontos no espaço de fase (ou seja, certos estados do sistema) sejam atraídos para aqueles primeiros. Tal zona de atração é chamada de *bacia de atração*. Um sistema pode apresentar mais de um atrator (CAPRA; LUISI, 2014; CAPRA, 2006). Isso demonstra alinhamento com percepção de Bertalanffy (1950): os processos atuais são, aparentemente, determinados pelos valores finais.

Os atratores apresentam comportamento dividido em três tipos básicos. Mitchell (2009) afirma que o tipo de atrator é utilizado pela teoria de sistemas dinâmicos (que é o estudo de sistemas que mudam com o tempo) para caracterizar o comportamento de um sistema.

Os três tipos de atratores são: *atrator pontual*, que descreve que um sistema é atraído para um estado (apenas um ponto no espaço de fase) e nele se estabiliza; *atrator periódico*, que representa oscilações repetitivas nos estados do sistema, isto é, alguns resultados, depois de atingidos (de terem atraído o sistema), repetem-se em determinada sequência (alguns pontos repetem-se no espaço de fase); por fim, *atrator caótico*, também chamado de atrator estranho, composto por números que nunca se repetem e concomitantemente não vão até o infinito (todavia, é infinita a quantidade de pontos distintos que constituem um atrator caótico no espaço de fase) (CAPRA; LUISI, 2014).

Não há, aparentemente, definição padronizada sobre atratores caóticos. Todavia, eles são geralmente percebidos como atratores cujas dinâmicas são caóticas, detentores de estrutura fractal[2].

Tomados os tipos de atratores, novamente existe semelhança no estudo de sistemas complexos com achados de Bertalanffy (1950): ambos identificaram três tipos básicos de comportamento de sistemas. Ainda, é possível identificar paralelos entre esses tipos de acordo com a complexidade dos mesmos. Nessa perspectiva, o estado estacionário, as oscilações periódicas e o não alcance de um estado estacionário são similares, respectivamente, ao atrator pontual, atrator periódico e atrator caótico.

Já para a representação visual de atratores, o movimento de um pêndulo é tomado como exemplo. No primeiro caso, o pêndulo sofre efeitos de atrito. Considerada a velocidade instantânea de movimento do pêndulo e o ângulo instantâneo do mesmo como as variáveis que descrevem o sistema, são marcados como pontos todos os estados que o sistema apresenta. Como esse é um sistema que, depois de ter atingido determinado estado (repouso no centro), tende a manter-se nesse, ele apresenta um atrator pontual (CAPRA; LUISI, 2014; CAPRA, 2006). A figura 32 demonstra toda a trajetória desse pêndulo no espaço de fase. O atrator desse sistema não é a trajetória, mas sim apenas o ponto central (que representa repouso no centro), no qual velocidade e ângulo são iguais a zero.

---

2. Fractais demonstram forte proximidade com leis de potência, aprofundadas na teoria de redes. Além de leis de potência *serem* fractais, os últimos podem produzir leis de potência (MITCHELL, 2009).
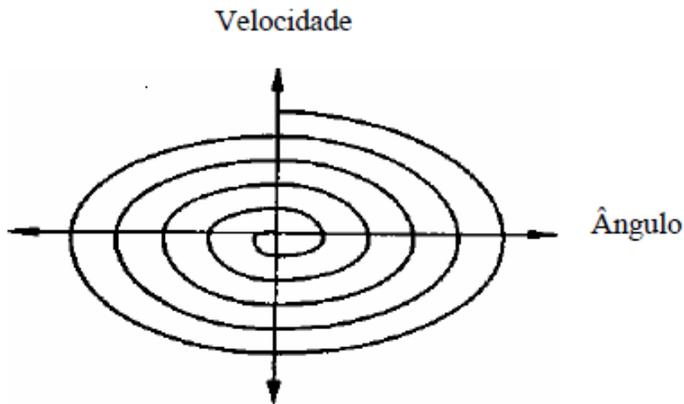
Figura 32 – Trajetória no espaço de fase de um pêndulo com atrito como um exemplo de atrator pontual

Fonte: Capra (2006, p. 113).

Já no caso de um pêndulo sem atrito, o sistema é descrito por variação em estados que, depois de determinado tempo, repetem-se. Logo, o espaço de fase desse sistema apresenta um atrator periódico (CAPRA; LUISI, 2014; CAPRA, 2006). Nesse exemplo, todos os pontos da figura (que formam um desenho oval) representam o atrator.
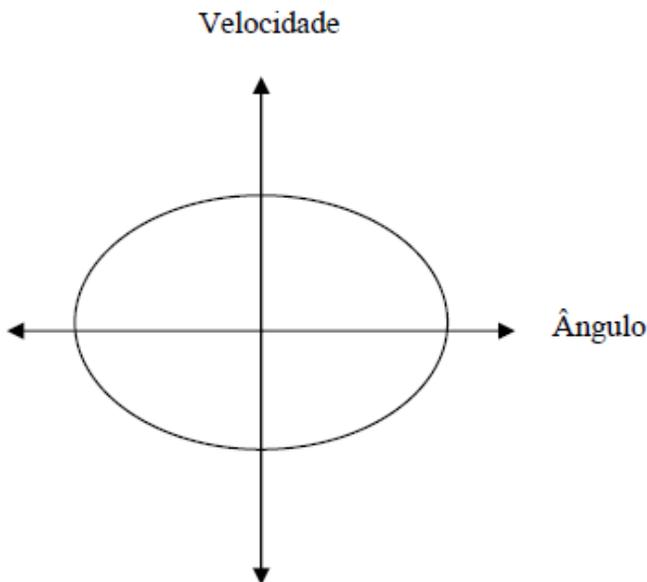
Figura 33 – Atrator periódico de um pêndulo sem atrito

Fonte: Capra (2006, p. 112).

Por fim, toma-se um “pêndulo caótico”, estudado pela primeira vez pelo matemático Yoshisuke Ueda. Cada balanço desse oscilador é único. O movimento desse pêndulo descreve, no espaço de fase, um exemplo de um atrator caótico (CAPRA, 2006; CAPRA; LUISI, 2014).

Figura 34 – Atrator caótico

Fonte: Ueda et al.[3] (1993) apud Capra (2006, p. 114).

4.5.2 Caos

Em coerência com o fato de que o tipo de atrator caracteriza o comportamento do sistema (MITCHELL, 2009), Feldman (2012) afirma que a dinâmica de um sistema que possui um atrator caótico é totalmente caótica. Aprofundando sobre o tema, um sistema dinâmico é caótico[4] se possui quatro propriedades. Antes de conhecê-las, é importante compreender os principais tipos de sistemas dinâmicos (uma vez que o tema abordado trata de sistemas que mudam com o tempo) e a terminologia básica referente ao tipo de sistema empregado para dar continuidade ao estudo de sistemas complexos e de sistemas caóticos.

Existem dois tipos principais de sistemas dinâmicos: mapas iterados e equações diferenciais. As últimas descrevem a evolução do sistema estudado em tempo contínuo; os mapas descrevem a mesma evolução em tempo discreto (STROGATZ, 1994). Por meio de estudo de mapas iterados, é possível demonstrar as propriedades de sistemas que descrevem o caos. Simultaneamente, tais mapas são mais simples do que equações

3. UEDA, Y. et al. Behavior of the Soliton to Duffing’s Equation for Large Forcing Amplitudes. **Mathematical Research 72**, p. 149-166, 1993.

4. Dada a exceção de um sistema de infinitas dimensões, caos é apenas possível em sistemas não-lineares (FELDMAN, 2012).

diferenciais. Assim, o estudo aqui desenvolvido focaliza-se nos mapas iterados.

Iteração (palavra derivada de palavra latina que significa "repetição") (CAPRA; LUISI, 2014) "implica fazer a mesma coisa, de novo e de novo, usando a saída da etapa anterior como a entrada da próxima etapa" (FELDMAN, 2012, p. 17). O processo de iteração de uma função gera uma sequência de números chamada de órbita (FELDMAN, 2012).

Com esses conhecimentos, é possível compreender as quatro propriedades necessárias para um sistema dinâmico ser caótico. A primeira constata que a regra dinâmica do sistema (a regra que determina a órbita do sistema dinâmico) deve ser determinística. Presumindo que essa regra é uma função, a última é determinística caso a entrada (o alimento da função) determine o produto (o resultado da transformação que a função efetua). Ou seja, dada uma entrada, a função deve gerar sempre o mesmo resultado (FELDMAN, 2012). Por exemplo, caso uma função seja $f(x) = 2x$, caso $x = 2$, o resultado deve ser sempre 4.

A segunda propriedade afirma que a órbita deve ser limitada, ou seja, a órbita não atinge o infinito, mas sim situa-se entre um limite superior e inferior. A terceira propriedade exige que a órbita deve ser aperiódica, isto é, a órbita nunca se repete (FELDMAN, 2012).

Com o emprego das equações de Hénon (sistema esse mais conhecido como mapa de Hénon), é possível vislumbrar orbita periódica e aperiódica, além de demonstrar processo iterativo. O mapa de Hénon é definido por:

$$x_{n+1} = y_n + 1 - ax_n^2 \qquad (2.31)$$

$$y_{n+1} = bx_{n,} \qquad (2.32)$$

onde α e b são parâmetros (FELDMAN, 2012).

Dados estados iniciais de *x* e *y*, respectivamente, 1 e 2, e α = 0,155 e b = 0,6,o sistema é dado por $x_1 = 2 + 1 - 0{,}155.1^2$ e $y_1 = 0{,}61.1$, assim, $x_1 = 2{,}845$ e $y_1 = 0{,}6$. O processo iterativo utiliza esses resultados para efetuar o mesmo procedimento, ou seja, $x_2 = 0{,}6 + 1 - 0{,}155.2{,}845_2$ e $y_2 = 0{,}6.2{,}845$. Logo, $x_2 = 0{,}34543$ e $y_2 = 1{,}707$. O processo repete-se quantas vezes forem almejadas.

Com base nesse procedimento iterativo, utilizados os mesmos valores de x, y, α e b, é construída a série temporal dos resultados. No eixo vertical é demonstrado o valor das variáveis *x* e *y* (uma para cada série) e, no horizontal, o número de iterações feitas. Os pontos se aproximam de dois estados que se repetem. Isso pois, para esses parâmetros, o sistema é periódico de período dois (dois pontos se repetem) (FELDMAN, 2012).
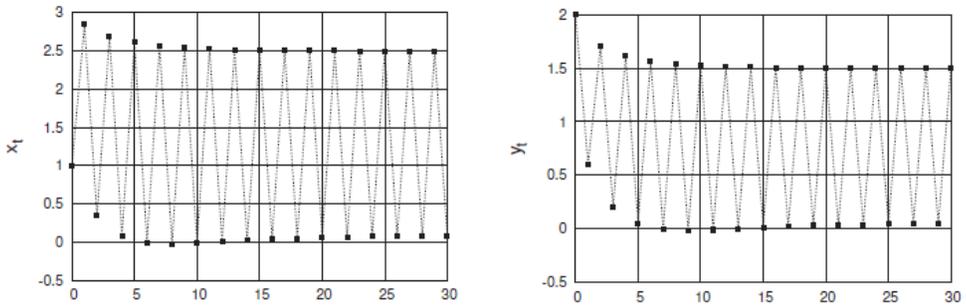
Figura 35– Série temporal mapa de Hénon para parâmetros que caracterizam o sistema com comportamento periódico de período dois

Fonte: Feldman (2012, p. 276).
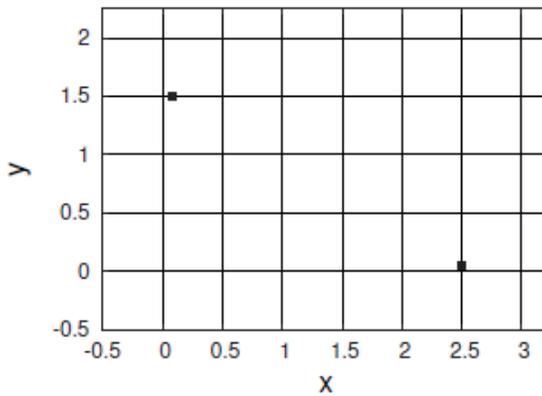
Figura 36 – Diagrama de estado final para o mapa de Hénon com α = 0,155 e B = 0,6

Fonte: Feldman (2012, p. 277).

Se os parâmetros forem mudados, a dinâmica do sistema também se altera. Para α = 1,4, b = 0,3, x_0 = 1 e y_0 = 2, a órbita do mapa de Henón demonstra aperiodicidade (FELDMAN, 2012).
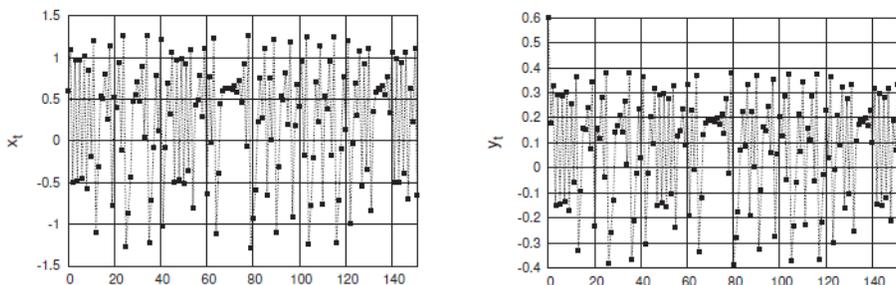
Figura 37 – Comportamento aperiódico da órbita do mapa de Hénon em série temporal

Fonte: Feldman (2012, p. 279).

Esse comportamento aparentemente desordenado ganha ordem ao ser visualizado no espaço de fase. Dados os mesmos parâmetros, alterados os estados iniciais de x e y para 0,6, é obtido um atrator caótico, que apresenta formato de bumerangue, mostrado na figura 38. Somado ao atrator, na mesma figura, é demonstrado o deslocamento do estado do sistema, no espaço de fase, para as iterações 50 até a 54. Esse movimento mostra que, apesar de o atrator ser contínuo, o movimento nele não é (FELDMAN, 2012). O movimento não segue a lógica de direcionar-se para pontos mais próximos no espaço de fase.
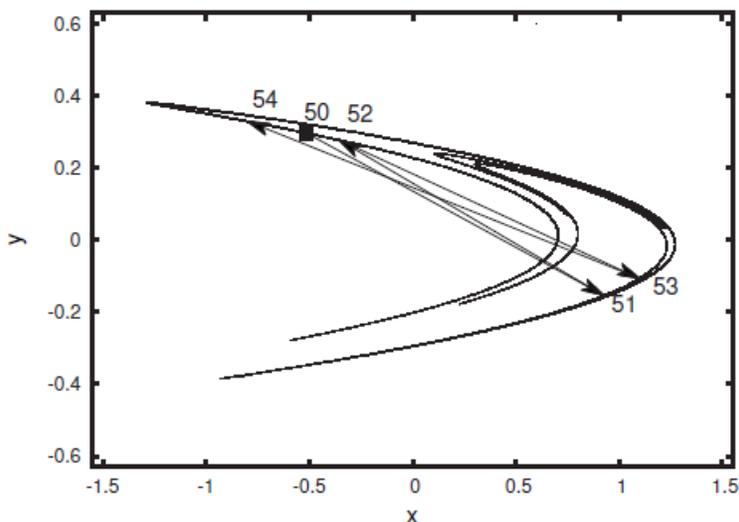
Figura 38 – Atrator caótico do mapa de Hénon e o deslocamento do estado do sistema para as iterações 50 até 54

Fonte: Feldman (2012, p. 282).

Retomada a análise das propriedades necessárias para um sistema dinâmico ser caótico, a última é: o sistema deve apresentar dependência sensitiva das condições iniciais (DSCI)[5] (FELDMAN, 2012), também conhecida como efeito borboleta (CAPRA, 2006; FELDMAN, 2012). Um sistema que apresenta DSCI[6] possui a propriedade de que uma pequena mudança na condição inicial leva a uma grande mudança na órbita em um tempo relativamente curto. Dito de outra forma, para que um sistema possua DSCI, para essencialmente toda condição inicial (exceto a que descreve órbitas periódicas instáveis, que todo sistema caótico possui), deve ser válido o fato de uma pequena perturbação gerar,

5. A DSCI também pode ser identificada e até mensurada por meio do expoente de Lyapunov. Considerando que x_0 e y_0 são duas condições iniciais não idênticas; D_0 o módulo da diferença entre elas e D(t) o módulo da diferença entre elas após t iterações. Para muitos sistemas, essas duas distâncias podem ser bem descritas, para t pequenos, pela função $D(t) \approx D_0 2^{\lambda t}$, onde λ é o expoente de Lyapunov. Caso tal expoente seja maior do que zero, o sistema apresenta DSCI, caso contrário, não. Quanto maior esse expoente for, maior a dependência sensitiva a condições iniciais que o sistema apresenta (FELDMAN, 2012).

6. Sistemas caóticos podem ser analisados por visão espacial geométrica. Para que um sistema possua DSCI, o sistema dinâmico deve efetuar algum tipo de "esticamento" que gera a separação (distanciamento) de condições iniciais. Todavia, para que a órbita seja limitada, o sistema deve efetuar um "dobramento", que garante que as órbitas não cresçam sem limites. Assim, essas propriedades (órbita limitada e DSCI) ascendem de características geométricas do sistema dinâmico (FELDMAN, 2012).

no comportamento a longo prazo, uma grande mudança. Por causa dessa propriedade, a predição a longo prazo de um sistema caótico é impossível (FELDMAN, 2012).

A DSCI também pode ser definida matematicamente: a função f apresenta DSCI caso, para qualquer condição inicial x_0; qualquer distância máxima dessa condição inicial ϵ (erro inicial) e qualquer limiar de erro δ (situado dentro do intervalo que a óbita pode variar), deve ser possível identificar outra condição inicial y_0 que, em *n* iterações (dado que *n* é um inteiro), a órbita de y_0 encontra-se a uma distância maior do que δ da órbita de x_0. Isto é, $|x_n - y_n| > \delta$ (FELDMAN, 2012).

Fundamentado na equação logística, $f(x) = rx(1 - x)$, um exemplo de DSCI pode ser demonstrado. Tomado r = 4 e duas condições iniciais extremamente próximas (x_0 = 0,4 e y_0 = 0,400001), é obtida a série temporal dessa equação, demonstrada na figura 39. Na última, os valores de x (condição inicial de 0,4) e y (condição inicial de 0, 400001), determinados por iterações, são representados, respectivamente, por pontos quadrados conectados por linhas sólidas e por pontos triangulares conectados por linhas tracejadas. O eixo horizontal indica o número de iterações feitas; o vertical, os valores de x_t e y_t (FELDMAN, 2012).
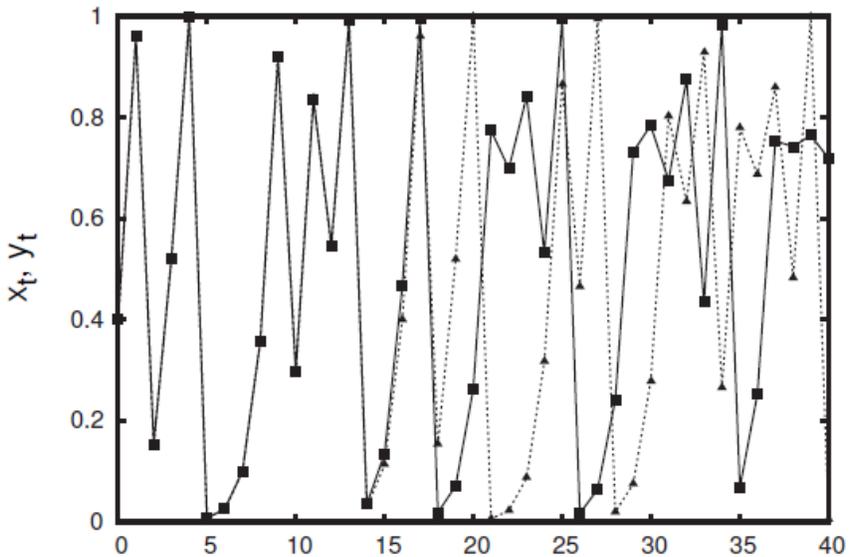
Figura 39 – Demonstração de DSCI ou efeito borboleta

Fonte: Feldman (2012, p. 92).

Apesar de a diferença entre as condições iniciais ser minúscula, a partir da iteração 18, a diferença entre as órbitas já é considerável. Na iteração de número 20, tal diferença é gigantesca (FELDMAN, 2012).

Ainda, mesmo que as condições iniciais sejam captadas com infinita precisão de infinitas casas decimais, computadores não são capazes de armazenar números infinitos. Logo, em algum momento, ocorrerá um arredondamento numérico que, mesmo que

minúsculo, será rapidamente amplificado por iterações em um sistema que apresenta DSCI (FELDMAN, 2012).

Esse aspecto imprevisível de sistemas caóticos pode frustrar o estudo que tem como intuito a predição dos mesmos. Todavia, apesar de a órbita ser imprevisível, sistemas caóticos demonstram regularidades estatísticas. Isso pois, em um mesmo sistema caótico, dados os mesmos parâmetros e distintas condições iniciais, seus histogramas, para quase todos os casos (exceto no caso, o qual possui probabilidade zero de existir se as condições iniciais forem aleatoriamente selecionadas, de a condição inicial cair em um ponto fixo instável) são iguais. Esse tipo de distribuição é conhecido como distribuição invariante. Para muitos sistemas caóticos, há apenas uma distribuição invariante. Assim, apesar de as órbitas desses sistemas serem distintas e imprevisíveis, em média elas se comportam da mesma maneira (FELDMAN, 2012) e, desse modo, uma análise por meio de probabilidades demonstra-se apta a lidar com tais sistemas.

Além dessa relação paradoxal de imprevisibilidade em nível micro (órbita) e previsibilidade em nível macro (regularidades estatísticas); do paradoxo entre aparente desordem da série temporal e ordem no espaço de fase, o estudo do caos apresenta ainda outro paradoxo. Esse é descrito pela relação entre produtos (órbita) do sistema caótico e meio (equações determinísticas) empregado para tal produção.

A órbita de sistemas caóticos pode ser interpretada sob a visão de dinâmica simbólica, que segue a lógica de substituir números da órbita por símbolos. Por exemplo, dado que uma órbita varia entre 0 e 1, números menores do que 0,5 podem ser substituídos por L e, maiores ou iguais a esse valor, R. Os resultados obtidos são utilizados para análise do sistema. Com o emprego dessa ferramenta, é possível afirmar que a órbita simbólica é aleatória[7]. A palavra “aleatória” é utilizada para descrever produtos sem padrão (FELDMAN, 2012).

Desse fato decorre que equações determinísticas que podem ser muito simples, podem gerar produtos aleatórios (FELDMAN, 2012). Assim, da simplicidade e do determinismo, o caos pode ser formado. Nesse contexto, afirma-se que:

> [...] uma das novas realizações fundamentais que emergem do estudo dos sistemas dinâmicos é que a ordem e a desordem são frequentemente misturadas. Elas não são opostos mutuamente exclusivas. Atratores estranhos são quase a apoteose dessa idéia - eles são intricadamente estruturas ordenadas que surgem de um sistema determinístico, no qual um sistema dinâmico se comporta caoticamente. (FELDMAN, 2012, p. 284).

Por fim, destaca-se que, com base na terminologia de sistemas, dadas diversas perspectivas dos últimos (como a complexidade e abertura dos mesmos), é facilitada a compreensão de auto-organização e emergência. Também se torna mais simples a identificação de diferenças, semelhanças e combinação entre auto-organização e emergência.

---

7. Uma sequência aleatória é uma não comprimível, isto é, não há um algoritmo (um conjunto finito e bem definido de instruções para realizar uma tarefa) que gera a sequência, dado que o algoritmo deve ser mais curto do que essa última (FELDMAN, 2012).

4.5.3 Auto-organização

Capra afirma que

> [...] a auto-organização é a emergência espontânea de novas estruturas e de novas formas de comportamento em sistemas abertos, afastados do equilíbrio, caracterizados por laços de realimentação internos e descritos matematicamente por meio de equações não-lineares. (CAPRA, 2006, p. 80).

Outra definição de auto-organização também reconhece a dinamicidade (atrelada à emergência e à distância perante o equilíbrio) e a espontaneidade. Nessa definição, a "Auto-organização é um processo dinâmico e adaptativo onde sistemas adquirem e mantêm estrutura eles mesmos, sem controle externo" (WOLF; HOLVOET, 2005, p. 7).

Ainda, Wolf e Holvoet (2005) destacam quatro características consideradas importantes (na literatura) sobre auto-organização. A primeira é o aumento de ordem (SHALIZI, 2001; HAKEN, 1998; WOLF; HOLVOET, 2005), que diz respeito à "organização" do termo "auto-organização". Organização, em essência, é um aumento na ordem do comportamento do sistema, aumento esse que possibilita o sistema adquirir uma estrutura que pode ser espacial, temporal ou funcional (WOLF; HOLVOET, 2005).

A organização também é definida como um arranjo de partes selecionadas de modo a promover uma função específica (THE COMPLEXITY..., 2003), que indica que o sistema é confinado, dado seu espaço de fase, em um atrator; também implica que organização deve ser útil. Dado isso, é ressaltado que sistemas que apresentam muita ordem ou desordem são incapazes de apresentar comportamento útil (WOLF; HOLVOET, 2005). Assim, como sistemas situados no limite entre ordem e caos (KAUFFMAN, 1993; LANGTON, 1990) podem exibir comportamento mais organizado e flexível, a auto-organização deve encontrar um equilíbrio entre ausência de ordem e muita ordem (WOLF; HOLVOET, 2005).

A segunda característica de auto-organização é autonomia (SHALIZI, 2001; HAKEN, 1998; WOLF; HOLVOET, 2005), referente ao "auto" de "auto-organização". Ela indica que o aumento de organização no sistema deve ser feito por ele próprio, sem que um agente externo ao mesmo tenha imposto ou dirigido aquele aumento. Isso não requer que o sistema seja isolado; ele pode receber fluxos de elementos externos ao sistema. Apenas é necessário que decisões sejam tomadas completamente de maneira interna ao sistema (WOLF; HOLVOET, 2005).

A terceira característica é adaptabilidade ou robustez em relação a mudanças (GOLDSTEIN, 1999; FOUKIA; HASSAS, 2003; WOLF; HOLVET, 2005). A robustez refere-se à manutenção de organização, atrelada à adaptabilidade do sistema perante mudanças. Assim, diante de mudanças e perturbações, a organização deve ser mantida de maneira autônoma (WOLF; HOLVOET, 2005), ao mesmo tempo em que o sistema pode ter sido influenciado a gerar uma tarefa distinta (MOSTEFAOUI ET AL., 2003).

Para ser adaptável, o sistema deve fazer seleção entre comportamentos e, ao mesmo tempo, considerar uma variedade desses (HEYLIGEN, 2002). Muita variedade (representada por atrator caótico) faz o sistema incontrolável. Por outro lado, o excesso de seleção de comportamento (representado por um atrator pontual) resulta em inflexibilidade. Assim, novamente é tomada a conclusão que o sistema auto-organizador deve situar-se

no limite entre ordem e caos. Analisado o espaço de fase, isso pode ser representado, por exemplo, por um sistema que possui um atrator caótico, balancear seu comportamento em uma parte específica do atrator (WOLF; HOLVOET, 2005).

Por fim, a última característica destacada de auto-organização é a dinamicidade (SHALIZI, 2001; HEYLIGEN, 2001; WOLF; HOLVOET, 2005), que diz respeito ao sistema ser distante do equilíbrio. Tal característica refere-se ao fato de que a auto-organização é um processo, isto é, é uma dinâmica (direcionada ao aumento de ordem). Essa característica se relaciona com a adaptabilidade (terceira característica), uma vez que essa última requer, em um contexto que muda rapidamente, comportamento dinâmico (WOLF; HOLVOET, 2005).

Como mudanças influenciam a estrutura organizada e, para a última ser mantida, devem existir constantes dinâmicas que lidam com tais mudanças, o sistema deve ser distante do equilíbrio para manter a estrutura. Sistemas distantes do equilíbrio são mais sensíveis a mudanças no meio e mais dinâmicos e capazes de reagir (WOLF; HOLVOET, 2005).

Sobre as propriedades de sistemas distantes do equilíbrio (importantes para a caracterização da auto-organização), destacam-se as descobertas de Ilya Prigogine. Também, a obra de Prigogine ataca a tendência à previsibilidade do PCN (BAUER, 1999) e coopera para transmutação da noção de “predição” (de certezas para probabilidades).

4.5.3.1 Estruturas dissipativas

Prigogine (2002) afirma que sistemas afastados do equilíbrio dissipam energia. Mesmo assim, em contradição ao vínculo apresentado entre entropia e desordem, tal dissipação é uma fonte de ordem (CAPRA, 2006). Para destacar tal relação (aparentemente paradoxal) entre ordem e dissipação, as estruturas de não-equilíbrio, formadas pela dissipação, são nomeadas de *estruturas dissipativas* (PRIGOGINE; STENGERS, 1984).

Tais estruturas existem apenas enquanto o sistema dissipa energia e mantém-se em interação com o meio exterior a si. Um exemplo de um sistema dissipativo é uma cidade. Em contraste com esse tipo de sistema, um cristal é um sistema de equilíbrio. O cristal pode permanecer isolado e, mesmo assim, mantém sua estrutura bem definida. A cidade também possui estrutura bem definida, todavia, a individualização e existência dessa depende das interações que ela efetua com seu meio. Disso decorre que, para a cidade, caso cortadas as relações que ela mantém com seu campo adjacente, a primeira desapareceria (PRIGOGINE, 1996; PRIGOGINE, 2002).

Assim, estruturas dissipativas se mantém em estado estável, mesmo afastadas do equilíbrio (CAPRA, 2006). Isso é possível pois tais estruturas se nutrem de entropia negativa do meio e, assim, compensam o aumento de entropia delas próprias (SCHRÖDINGER apud PRIGOGINE, 1996).

Além disso, uma análise de estabilidade permite melhor compreender como uma estrutura pode emergir em condições de não-equilíbrio. Sistemas próximos ou no equilíbrio amortecem efeitos de flutuações, que engendram estabilidade àqueles. Assim, esses se assemelham a um pêndulo estável, que retorna a um determinado estado após ser

perturbado (PRIGOGINE, 1996).

Todavia, sistemas não apenas afastados do equilíbrio, mas longes desse último, não garantem que flutuações sejam amortecidas (PRIGOGINE, 1996). Em coerência com tal instabilidade, estruturas dissipativas podem evoluir. Isso por meio de aumento de fluxo de matéria e energia que passa através delas. Tal aumento possibilita que as estruturas experimentem novas instabilidades e se transformem em novas estruturas de complexidade crescente (CAPRA, 2006).

Mais especificamente, flutuações amplificadas por laços de realimentação positivos é o processo gerador de novas formas de organização. As equações não-lineares são mais adequadas (em relação às lineares) para descrever fenômenos não-lineares (CAPRA, 2006). Essas equações apresentam, muitas vezes, mais do que uma solução possível. Logo, o sistema se deparará com uma situação em que deve "escolher" (decisão essa determinada pelas flutuações) uma dentre duas ou mais trajetórias possíveis (dado que existem flutuações que superam um ponto crítico; caso fosse suprimida toda flutuação, o sistema se manteria na ramificação instável). Esses pontos são chamados de *pontos de bifurcação*. Em geral, existe uma sucessão de bifurcações, como demonstrado pela figura 40 (PRIGOGINE, 2002; PRIGOGINE, 1996).
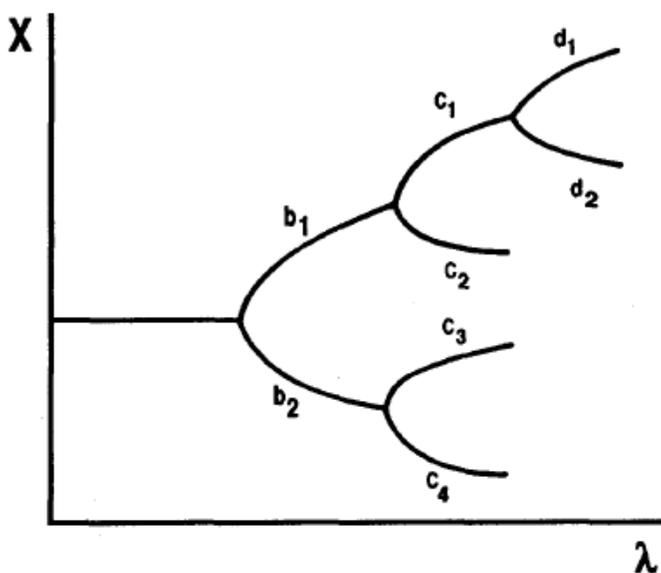
Figura 40 – Bifurcações sucessivas em um sistema de não-equilíbrio

Fonte: Prigogine (1996, p. 73).

> Matematicamente, pontos de bifurcação marcam mudanças súbitas no retrato de fase[8] do sistema. Fisicamente, eles correspondem a pontes de instabilidade, nos quais o sistema muda abruptamente e novas formas de ordem aparecem de repente. (CAPRA, 2006, p. 117).

Ainda,

> Este esquema [figura 40] faz coexistirem zonas determinísticas (entre as bifurcações) e pontos de comportamento probabilista (os pontos de bifurcação). Imaginemos um sistema que tivesse progressivamente afastado do equilíbrio ao longo do tempo. Sua evolução teria um elemento histórico. O fato de que observamos o sistema no estado d2, por exemplo, implica que ele atravessou os estados b1 e c1. (PRIGOGINE, 1996, p. 73).

Assim, a predição do futuro combina determinismo com probabilidade. A parte determinística se remete a todo o esquema, exceto aos pontos de bifurcação. Já a probabilística se refere ao modo de efetuar escolha entre as possíveis soluções no ponto de bifurcação. Pequenas variações conduzem tais escolhas, isto é, nos pontos de bifurcação, o sistema é extremamente sensível perante variações no presente que determinam o seu futuro (PRIGOGINE, 2002; PRIGOGINE, 1996).

Os pontos de bifurcação são pontos na evolução do sistema (CAPRA, 2006), ou seja, as escolhas efetuadas naqueles geram novas formas de ordem (PRIGOGINE, 1996). Assim, sistemas podem obter novas características e se auto-organizarem (estimulados pelo meio) (PRIGOGINE, 1996; PRIGOGINE, 2002; CAPRA, 2006).

Como expresso por Capra (2006), a auto-organização é uma emergência. Assim, a compreensão da última possibilita melhor captar aspectos da auto-organização. Ainda, o estudo sobre emergência engendra continuidade ao ataque da tendência à previsibilidade do PCN.

4.5.4 Emergência

O fenômeno da ascensão, em um sistema, de emergentes (que podem ser propriedades, comportamento, estrutura, padrão, etc.), que surgem dinamicamente da interação entre as partes no nível micro (nível esse que considera o sistema do ponto de vista das entidades individuais, componentes do sistema), dado que tais emergentes são coerentes no nível macro (nível que considera o sistema como um todo) e são novos com relação às partes individuais do sistema, é chamado de emergência (WOLF; HOLVOET, 2005).

O efeito micro-macro é a característica mais importante da emergência. Tal efeito descreve que emergentes, situados em nível macro, são gerados pela interação entre os componentes do sistema[9] em nível micro (WOLF; HOLVOET, 2005; HOLLAND, 1998; CRUTCHFIELD, 1994).

Tais componentes não apresentam representação explícita do comportamento em nível macro. Assim, os emergentes não são redutíveis aos componentes do sistema, desse

8. Retrato de fase é uma figura dinâmica de todo o sistema, gerada pela identificação de atratores, bacias de atração e classificação desses de acordo com suas características topológicas (CAPRA, 2006).

9. Assim, as partes do sistema devem interagir (WOLF; HOLVOET, 2005; GOLDSTEIN, 1999).

modo, a emergência é um fenômeno, em essência, não redutível (WOLF; HOLVOET, 2005). Ou seja, emergentes não são previsíveis ou redutíveis dos componentes (GOLDSTEIN, 1999).

Apesar do comportamento coletivo não ser previsível por meio de análise dos componentes isolados, aquele está, de maneira implícita, contido no comportamento dos componentes, caso esses sejam estudados no contexto em que foram encontrados. Isso pois a interação entre os componentes é o que gera os emergentes (WOLF; HOLVOET, 2005).

Ainda, a emergência apresenta importante característica de correlação consistente entre as partes, característica essa chamada de coerência. Essa última pode ser vista como uma ação que abrange e correlaciona os componentes, separados em nível inferior, em uma unidade em nível superior. São as correlações entre as partes que possibilitam a existência de um todo coerente. Já a consistência, propriedade da coerência, trata da tendência dos emergentes a manter algum senso de identidade com o passar do tempo, isto é, os emergentes se comportam como um padrão persistente (WOLF; HOLVOET, 2005; ODELL, 2002).

Todavia, com a ascensão de novos atratores (isto é, bifurcação), novos emergentes surgem. Assim, é possível a mutabilidade qualitativa dos emergentes. Atrelado ao aspecto mutável, o próprio fenômeno emergente (e não apenas a mutabilidade das características que ele produz) não é um todo pré-formado, mas sim ascendente (GOLDSTEIN, 1999) por meio das interações entre os componentes do sistema (WOLF; HOLVOET, 2005). Assim, a característica de dinamicidade caracteriza a origem (em nível micro, tomadas interações dos componentes como agentes individuais) e mutabilidade (em nível macro, considerado o arranjo de componentes) da emergência.

A interação (entre os componentes) descrita não é apenas necessária, como também é a única forma de emergentes serem formados. Dito de outra forma, apenas mecanismos locais são utilizados para influenciar o comportamento global. Assim, não há controle central, ou seja, nenhum componente dirige o comportamento em nível macro. O todo não é diretamente controlável, as partes sim; o controle é descentralizado. Em coerência, os componentes no nível micro não possuem representação explícita do comportamento global (novidade radical) (WOLF; HOLVOET, 2005; HEYLIGEN, 2002).

A relação entre nível micro e macro não é unidirecional, isto é, não são apenas interações em nível micro que influenciam (mais especificamente, geram) emergentes (situados em nível macro), mas também a estrutura dos emergentes influencia as partes. Desse modo, ações situadas no nível micro geram aspectos para o nível macro e esses últimos apresentam efeitos causais em seus próprios criadores, que são os componentes situados no nível micro (WOLF; HOLVOET, 2005).

Como nenhuma parte dirige o todo, não há uma unidade única que é um único ponto de falha. Congruente com isso, é possível a substituição de componentes e simultânea manutenção da estrutura emergente (WOLF; HOLVOET, 2005; HEYLIGEN, 2002). Assim, “emergentes são relativamente insensíveis a perturbações e erros” (WOLF; HOLVOET, 2005, p. 5), dito de outra forma, emergentes são robustos em relação à ataques e danos.

A robustez não significa que emergentes são imunes a falhas e danos. Ela

descreve que, “Com o aumento de dano, a performance cairá, todavia a degradação será ‘graciosa’: a qualidade do produto decairá gradualmente, sem perda súbita de função” (WOLF; HOLVOET, 2005, p. 5). A última característica do fenômeno de emergência é a ostensividade, isto é, emergentes são ostensivos, eles se mostram (GOLDSTEIN, 1999).

A emergência e a auto-organização demonstram similaridade e dissimilaridades. Ainda, caso coexistam em um sistema, esse apresenta características específicas de tal combinação.

4.5.5 Diferenças e semelhanças entre auto-organização e emergência

A auto-organização pode existir sem emergência e vice-versa. Um sistema apresenta auto-organização e ausência de emergência caso ele seja adaptável perante mudanças, demonstre aumento de ordem de maneira autônoma e possua organização marcada por robustez. Ainda, o mesmo sistema não pode possuir efeito micro-macro, novidade radical (em relação aos componentes individuais do sistema), flexibilidade em relação aos componentes e controle descentralizado (propriedades específicas da emergência e não da auto-organização) (WOLF; HOLVOET, 2005).

Por exemplo, um sistema que demonstre auto-organização pode ser um sistema cujos (todos os) componentes possuem um modelo (plano) do comportamento macro a ser atingido (WOLF; HOLVOET, 2005). Isso destrói a propriedade de novidade radical e, consequentemente, impossibilita que emergentes apresentem esse traço que os caracteriza (GOLDSTEIN, 1999; WOLF; HOLVOET, 2005). Assim, formalmente, não há novidade radical e emergentes.

Ainda, caso o sistema possua um líder de importância essencial, ou todos os componentes sejam peças necessárias para o funcionamento do sistema, a remoção ou do líder ou de qualquer componente (no segundo caso) destrói o funcionamento do sistema. Esse fato não satisfaz a necessidade de flexibilidade em relação aos componentes que a emergência requer, assim, desse outro modo, é dito que não há emergência. Por fim, no caso da existência do líder, dado que ele dirige o comportamento global, é afirmado que não há controle descentralizado, mas sim centralizado (WOLF; HOLVOET, 2005).

Da possibilidade de existência de auto-organização e inexistência de emergência em um mesmo sistema conclui-se que a primeira não é, necessariamente, uma emergência. Assim, é enfraquecido o trecho que afirmava o contrário dessa conclusão na definição de auto-organização de Capra (2006). A ilustração de um sistema que possui auto-organização, mas não emergência, é dada pela figura 41.
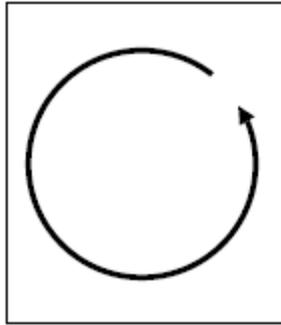
Figura 41 – Auto-organização sem emergência

Fonte: Adaptado de Wolf e Holvoet (2005, p. 10).

Como mencionado, também é possível um sistema apresentar emergência e não demonstrar auto-organização. Isso pois, para que um sistema demonstre emergência, não é necessário que ele possua aumento de ordem (considerada também a finalidade dessa para a execução de função específica), ausência de controle externo e adaptabilidade. Como todas essas são propriedades essenciais da auto-organização, é possível a existência de sistemas que apresentem emergência e auto-organização, não (WOLF; HOLVOET, 2005).

Como exemplo toma-se um material de gás que apresenta volume no espaço. O volume é um emergente, oriundo da interação (atração e repulsão) das partículas. Também assume-se que a complexidade estatística do gás não muda (WOLF; HOLVOET, 2005), ou seja, sua medida de organização não é alterada (SHALIZI, 2001). Nesse cenário, o gás demonstra emergência, mas não auto-organização.

Também, para a existência da auto-organização, essa última deve efetuar-se para a promoção de uma função específica. Assim, é possível um sistema apresentar caos (dado que essa propriedade emergiu de interações entre os componentes do sistema) e não se organizar para promover uma função específica (WOLF; HOLVOET, 2005).
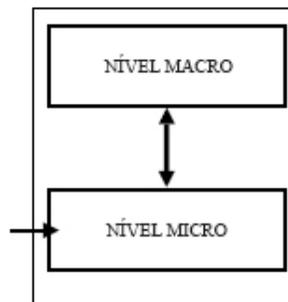
Figura 42 – Sistema que demonstre emergência e ausência de auto-organização

Fonte: Adaptado de Wolf e Holvoet (2005, p. 10).

Desse modo, das quatro características destacadas de auto-organização, apenas a dinamicidade coincide com as características de emergência. Mais especificamente, ambos (emergência e auto-organização) são processos dinâmicos. Outra semelhança entre os dois fenômenos é que demonstram robustez, todavia são robustos em relação a aspectos distintos: os emergentes o são perante falhas nos componentes e a auto-organização é sobre a manutenção de organização perante mudanças e perturbações (WOLF; HOLVOET, 2005).

4.5.6 Combinação de emergência e auto-organização

Apesar de emergência e auto-organização poderem existir isolados um do outro, na maioria dos sistemas considerados em literatura, há ocorrência de emergência e auto-organização de maneira conjunta. Pesquisas sobre sistemas adaptativos complexos focam nesse tipo de sistema (WOLF; HOLVOET, 2005), dado que esses são sistemas compostos por muitos elementos que se adaptam ou aprendem enquanto interagem (HOLLAND, 2006). Também, segundo Mitchell (2009), a própria existência (não trivial) de auto-organização e emergência é o que define um sistema complexo.

Ainda, a não-linearidade, apesar de (por alguns autores) ser atrelada ou à emergência ou à auto-organização, é, provavelmente, de maneira mais específica, atrelada à combinação de ambos os fenômenos. Isso é expresso em: "Um sistema que não possui ordem a priori e no qual a emergência deve ser auto-organizadora, requer o princípio de 'pequena causa, grande efeito', e deve ter um intenso foco em interatividade não-linear" (WOLF; HOLVOET, 2005, p. 12).
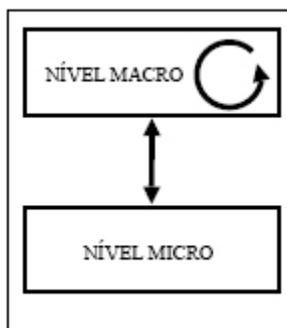
Figura 43 – Combinação de auto-organização e emergência

Fonte: Adaptado de Wolf e Holvoet (2005, p. 10).

4.5.7 As fragilidades do reducionismo e da predição como certezas

Assim como a teoria de redes, o estudo de sistemas capta características de elementos e fenômenos cuja compreensão não é possível sem a consideração das conexões que descrevem os elementos (ou fenômenos) estudados. As redes possibilitam interpretar robustez, propagações, controle e similaridades entre sistemas fundamentadas,

essencialmente, nas estruturas conectivas daquelas. Em coerência, Bertalanffy (1950) afirma que existem leis gerais de sistemas, válidas para certos sistemas, cuja efetividade independe das particularidades desses. Desse modo, se ignorados elos entre elementos, aspectos do todo são incompreensíveis.

Sistemas complexos aprofundam a importância da análise de conexão entre elementos. Nesses sistemas, é descrita com maior precisão a relação de conexões (em nível micro) gerarem características (em nível macro) e essas últimas, se visualizadas como emergentes, também podem ser descritas por conexões, dada a coerência que os componentes demonstram em emergentes. Ou seja, as próprias propriedades oriundas de elos entre as partes podem ser descritas, sob determinada dimensão, como elementos em rede (coerência).

Emergentes e sistemas complexos colaboram não apenas para atacar o reducionismo, valorizado pelo PCN, mas também a previsibilidade como certezas, e não como probabilidades, vinculada ao mesmo paradigma. Todavia, é possível a tentativa de fragilizar o último ataque descrito: como o comportamento coletivo está inserido nas partes e, ao mesmo tempo, afirma-se que o primeiro não é dedutível das últimas, é possível concluir que a emergência é mero reconhecimento epistêmico da inadequação de qualquer teoria atual para efetuar tal derivação de propriedades macro de seus determinantes situados em nível micro. Assim, é aparentemente certo afirmar que emergência possui caráter provisório (GOLDSTEIN, 1999).

Todavia, dada a linha de raciocínio de Newman (1996), toma-se um atrator caótico como exemplo de um fenômeno emergente. Nesse caso, teoremas matemáticos comprovam que tal fenômeno emergente é intrinsecamente imprevisível, que quebra a afirmação de caráter provisório de emergência (GOLDSTEIN, 1999). Goldstein (1999), como afirma que o fato de um sistema demonstrar não-linearidade é um requisito necessário para ele apresentar emergência, estende a defesa da emergência (para além do caso de atratores caóticos) e não previsibilidade atrelada aos sistemas complexos ao afirmar que:

> Na teoria da complexidade, há uma limitação embutida à previsibilidade tendo a ver com a não-linearidade não analiticamente solucionável de sistemas complexos, de tal forma que haverá diferenças nos fenômenos emergentes a cada volta de sua trajetória evolutiva. Como efeito, parece não haver fim para o surgimento de emergentes. Portanto, a imprevisibilidade dos emergentes permanecerá sempre um passo à frente do terreno ganho pela previsão e, consequentemente, o surgimento permanecerá sempre um passo à frente do argumento da provisionalidade. Como resultado, parece que a emergência está agora aqui para ficar. (GOLDSTEIN, 1999, p. 60).

Goldstein (1999) ainda aprofunda seu ataque à previsibilidade, fundamentado novamente na não-linearidade matemática, atrelada a sistemas complexos:

> Com a dinâmica não-linear e a teoria da complexidade, o reducionismo ***hard-core*** da variedade monista de nível ontológico finalmente chegou a processos naturais que não se renderão ao ataque reducionista por causa da própria matemática de tais processos. A matemática não-linear desses sistemas complexos impede a previsão exata de estados futuros, uma vez que as

equações que governam tais sistemas não são analiticamente solucionáveis. (GOLDSTEIN, 1999, p. 61-62).

O ataque efetuado à previsibilidade como certezas é continuado pela perspectiva das estruturas dissipativas. Essas, em pontos de bifurcação, demonstram comportamento probabilista (PRIGOGINE, 1996).

Ainda, esse ataque pode expandir-se por análise de sistemas dinâmicos complexos. Isso pois a gigantesca quantidade de componentes desses sistemas torna a emergência necessária. Além disso, o estudo dos mesmos sistemas torna necessária a revisão da controlabilidade (também atrelada ao PCN). Isso ocorre dada a gigantesca complexidade que os marca, que torna impossível impor ordem a eles; eles devem se auto-organizar (WOLF; HOLVOET, 2005). Assim, em sistemas dinâmicos complexos, é impossível impor ordem externa e, por causa da emergência, é inerente ao sistema a impossibilidade de previsão exata de seu comportamento futuro.

Para outro ataque à previsibilidade como certezas, são destacados os sistemas caóticos. O estudo desses sistemas indica que, por apresentarem DSCI, eles nunca são previsíveis a longo prazo. Ainda, dado que, em média, as órbitas de sistemas idênticos se comportam igual (FELDMAN, 2012), a análise por meio de probabilidades demonstra-se uma abordagem coerente com o comportamento desse tipo de sistema.

Dados todos os fatos apresentados, é constatado que uma nova noção de previsibilidade ascende. Essa não é descrita por certezas, mas sim por probabilidades. Ainda, é enfraquecida a tendência à quantificação, vinculada ao PCN (BAUER, 1999), e validada a análise qualitativa. Sobre a última, Capra (2006, p. 117) afirma que "a análise qualitativa de um sistema dinâmico consiste em identificar os atratores e bacias de atração do sistema, e em classificá-los de acordo com suas características topológicas".

Em suma, os ataques descritos às propriedades vinculadas ao PCN implicam na valorização da interconectividade, da predição por probabilidades e dos pensamentos holístico e não-linear. Todas essas características valorizadas vinculam-se ao PVMH (CAPRA; LUISI 2014; CAPRA, 2006).

Além do expresso, fragilidades da previsibilidade como certezas e do reducionismo podem ser vislumbradas em outro tema. Elas manifestam-se em descobertas efetuadas justamente na área do saber que demonstrou grande importância para coroar o PCN: a física.

4.6.1 As conexões da física

Os cientistas, atualmente, descrevem o Universo em termos de duas teorias (parciais) fundamentais: a mecânica quântica e a teoria da relatividade geral. Essa última descreve a força da gravidade e a estrutura em nível de macroescala do Universo. Essa estrutura abrange desde alguns quilômetros até muitos milhões de quilômetros. Já a mecânica quântica relaciona-se a fenômenos que ocorrem em escalas minúsculas, como um milionésimo de milionésimo de centímetro (HAWKING, 2004).

4.6.1.1 Nível micro

No nível subatômico, a matéria não existe com certeza em locais definidos. Ao invés disso, ela demonstra “tendências para existir”. Da mesma forma, eventos atômicos não ocorrem em tempos definidos, mas mostram “tendências para ocorrer”. Na teoria quântica, tais tendências são expressas em probabilidades. “Todas as leis da física atômica são expressas em função dessas probabilidades. Nunca podemos prever com certeza a ocorrência de um evento atômico; podemos apenas prever a probabilidade de sua ocorrência” (CAPRA; LUISI, 2014, p. 103).

Tais descobertas sobre o aspecto dual da matéria e do papel da probabilidade demoliram a noção de objetos sólidos. No nível subatômico, os objetos materiais, vistos como sólidos pelo empirismo e física clássica, são dissolvidos em padrões de probabilidade. Ainda, tais padrões não representam probabilidades de elementos, mas sim de interconexões. Congruente com esse fato, partículas subatômicas não possuem significado como entidades isoladas: podem ser compreendidas apenas como interconexões ou correlações (CAPRA; LUISI, 2014). Nas palavras de Bohr (1934, p. 57): “Partículas materiais isoladas são abstrações, sendo suas propriedades definíveis e observáveis apenas por meio de sua interação com outros sistemas”.

Assim, partículas subatômicas não são elementos, mas sim interconexões entre elementos. Tais interconexões são interconexões com outros elementos, assim sucessivamente. Desse modo, a física revela a unicidade do universo e, simultaneamente, demonstra que é impossível decompor o mundo em microunidades (as menores possíveis) que existem independentemente de outras. “À medida que penetramos na matéria, não percebemos nenhum bloco de construção isolado, mas, em vez disso, uma complexa teia de relações entre as várias partes de um todo unificado” (CAPRA; LUISI, 2014, p. 104). Segundo Heisenberg (1958, p. 107): “O mundo aparece, dessa maneira, como um complicado tecido de eventos, no qual conexões de diferentes tipos alteram-se ou se sobrepõem ou se combinam e, por meio disso, determinam a textura do todo”.

Assim, como no nível de partículas a noção de partes separadas colapsa, tais partículas subatômicas e, consequentemente, todas as partes do universo, não podem ser compreendidas como elementos isolados. Todo esse conjunto deve ser definido por meio de suas inter-relações (CAPRA; LUISI, 2014).

Ainda, direcionando o foco para a dinâmica nesse nível micro, diferente da mecânica clássica de Newton, a mecânica quântica não é determinística. Logo, dois sistemas quânticos preparados da mesma maneira podem apresentar distintos resultados. Ao ser combinado com a DSCI, tem-se que “a aleatoriedade no nível quântico - átomos ou pequenas moléculas - pode ser amplificada pela dependência sensível das condições iniciais, levando a fenômenos cotidianos que realmente são eventos fortuitos” (FELDMAN, 2012, p. 147).

4.6.1.2 Macro-escala

Além dessas conexões subatômicas, é descoberta outra conexão que quebra bases do pensamento newtoniano. Essa conexão é entre o espaço e o tempo. Sua descoberta foi

iniciada em uma tentativa de Einstein de unificar (conectar e harmonizar distintas partes) da física (BAUER, 1999).

A trajetória dessa descoberta é iniciada pela constatação de Newton de que o espaço não é absoluto. Diferente do espaço, o tempo era visto como absoluto. Ainda, tempo e espaço eram considerados completamente separados um do outro (HAWKING, 2004).

Tais percepções e o produto dessas podem ser exemplificados. Ao enviar um impulso de luz de um local para outro, como o tempo é absoluto, distintos observadores concordarão entre si quanto ao tempo de duração da viagem da luz. Todavia, como o espaço não é absoluto, os mesmos observadores discordarão do espaço percorrido pela luz. Assim, como $v = \Delta S/\Delta t$, distintos observadores mensurarão distintas velocidades para a luz (HAWKING, 2004).

Todavia, em 1887, Albert Michelson e Edward Morley compararam a velocidade da luz na direção do movimento da Terra com a velocidade da luz medida na direção perpendicular a tal movimento. Ao invés de as velocidades obtidas por ambas as medições serem distintas entre si, elas demonstraram o mesmo valor (HAWKING, 2004).

Einstein formulou uma teoria que explicava tal fato. Essa teoria foi chamada de teoria da relatividade (inicialmente essa teoria desprezava o efeito da gravitação e era chamada teoria da relatividade restrita). Nessa, apesar de o espaço ainda ser visto como não absoluto (assim como na visão newtoniana), todos os observadores devem concordar com a velocidade da luz (diferente do que ocorria na teoria de Newton) (HAWKING, 2004).

Disso decorre que o tempo também não deve ser unânime. Assim, “a teoria da relatividade acabou com a ideia de tempo absoluto!” Ainda, a teoria da relatividade obriga a alterar as concepções de espaço e tempo: esses não mais são considerados como separados ou independentes (HAWKING, 2004, p. 30).

A teoria da relatividade restrita obteve grande sucesso na explicação de que a velocidade da luz parece a mesma para todos os observadores. Também obteve grande sucesso para descrever o que acontece quando objetos se movem a velocidades próximas à da luz. Todavia, a teoria da relatividade restrita demonstrava uma limitação. Tal teoria era inconsistente com a teoria da gravitação de Newton. Nessa, objetos se atraem com força que depende da distância que os separa e, se um dos objetos se deslocasse, a força exercida sobre o outro mudaria instantaneamente. Logo, nessa percepção, os efeitos gravitacionais deslocam-se com velocidade infinita. Isso contradizia a teoria da relatividade restrita, que apontava que a velocidade da luz (que não é infinita) é a máxima possível (HAWKING, 2004).

Em 1915, visando atacar essa inconsistência, Einstein formulou a teoria da relatividade geral. Essa indica que a gravidade não é uma força idêntica às outras, mas sim uma consequência de o espaço-tempo não ser plano, mas sim curvo. Essa curvatura ou “deformação” é causada pela distribuição de massa e energia (HAWKING, 2004).

Desse modo, a visão (predominante até a ascensão da teoria da relatividade geral) de que tempo e espaço eram um palco fixo onde os acontecimentos ocorriam e que tal palco não era afetado por tais acontecimentos é quebrada. Na teoria da relatividade geral, quando uma força atua ou um corpo se move, a curvatura do espaço-tempo é afetada.

Ainda, a estrutura do espaço-tempo afeta a força e o movimento dos corpos. Assim, o "espaço e o tempo não só afetam como são afetados por tudo o que acontece no Universo" (HAWKING, 2004, p. 44).

4.6.1.3 Conclusões sobre nível micro e macro

A natureza, em nível micro e macro, comporta-se de maneira não correspondente ao considerado como aceitável pelo PCN. Essa discrepância marca o surgimento de um novo paradigma (BAUER, 1999). A gravidade dessa discrepância intensifica-se por ela manifestar-se na física, área de grande importância para a coroação daquele paradigma (CAPRA; LUISI, 2014). Ainda, uma das descobertas (a não separação entre tempo e espaço) que caracteriza essa discrepância rompe, especificamente, um dos fundamentos propostos pelo grande nome daquela coroação (Newton). Assim, palco (física) e personagem (Newton), que antes representavam a consolidação do PCN, têm suas fragilidades expostas.

Tais fragilidades dizem respeito à previsibilidade como certezas e ao reducionismo. Além dessas propriedades vinculadas ao PCN, a valorização da competição também sofre duros golpes, expressos, em grande parte, pelo poder da cooperação, vinculada ao PVMH. Teorias de redes e de sistemas complexos são úteis para compreender diversos aspectos que demonstram tal poder.

5| A VALORIZAÇÃO DA COOPERAÇÃO

A dinâmica natural da vida apontava que a evolução de espécies era fundamentada na competição (MITCHELL, 2009). Ainda, vantagens que comportamentos não cooperativos proporcionam a curto prazo mostravam-se como um grande atravanque para que a cooperação se desenvolva (AXELROD, 1984). Todavia, novas descobertas escancararam fragilidades e incompletudes daquelas constatações.

5.1 A teoria da simbiogênese

Charles Darwin leu o Ensaio sobre o Princípio da População (1798), de Malthus. Fundamentado nessa leitura, o primeiro notou que o crescimento populacional leva à competição (entre os componentes dessa população) por comida e outros recursos. Darwin também leu A Riqueza das Nações (1776), de Adam Smith. Esse livro introduziu a Darwin a ideia de mão invisível em economia, que descrevia que um conjunto de indivíduos, agindo de maneira egoísta, produzia máximo benefício para toda a comunidade (MITCHELL, 2009).

Ainda, Darwin absorveu diversas ideias do livro Princípios da Geologia (1830), de Charles Lyell's. Nesse último, era demonstrado que características geológicas (como montanhas e *cânions*) emergem mais de pequenas mudanças (como efeito de erosão e ação do vento) do que de eventos de proporções bíblicas. Essa é uma visão gradualista: eventos pequenos, com o tempo, podem gerar grandiosos efeitos. Já por observações próprias, Darwin notou a gigantesca variabilidade entre distintos seres vivos, isto é, a existência de grande gama de seres que diferem uns dos outros. Também por meio de observações próprias, Darwin ainda notou a aparente adaptação de espécies aos seus respectivos ambientes (MITCHELL, 2009).

Combinando todas essas ideias, somadas a outras, Darwin formulou uma teoria coerente. Nessa, indivíduos têm um número de prole maior do que pode sobreviver, dados os recursos alimentares limitados. Tal prole não é uma cópia exata dos pais, mas sim contém uma quantidade de variação aleatória. As características que engendram sobrevivência e reprodução da prole são passadas para gerações futuras e, assim, tais características se espalham pela população. Logo, dado todo esse cenário, de maneira muito gradual, por meio da reprodução, somada às lutas individuais por recursos, novas espécies são formadas com características (idealmente) adaptadas aos seus respectivos ambientes. Esse processo é nomeado por Darwin de evolução por seleção natural (MITCHELL, 2009). Fundamentado nesse processo, diz-se que a "Competição é [...] a peça central da evolução" (MITCHELL, 2009, p. 77).

Apesar do grande sucesso, as ideias de Darwin apresentavam duas grandes lacunas de explicação: como os traços eram passados de pais para prole e como a variação nesses traços ocorre. Posteriormente a Darwin, Gregory Mendel deduziu que existiam "fatores" que determinam características de seres estudados, fatores esses passados de pais para prole. Tais fatores correspondem aproximadamente ao que hoje é chamado de genes (MITCHELL, 2009). As ideias de Darwin, combinadas com as de Mendel, resultaram no neodarwinismo. De acordo com esse, toda variação evolutiva é resultado de mudança aleatória, seguida por seleção natural (CAPRA, 2006). Essa variação aleatória foi reforçada pela descoberta do funcionamento dos genes (MARGULIS, 2001).

Todavia, os mesmos genes possibilitaram a descoberta de outra teoria, fundamentada em dinâmica distinta da darwiniana. A história dessa descoberta inicia-se pelo fato de que, até determinado período, era tomado como verdade que, para células eucariontes[1], genes situavam-se apenas no núcleo dessas. Entretanto, posteriormente, foi constatado que genes, externos ao núcleo, estavam profundamente implicados no processo de respiração de oxigênio (mitocôndrias[2]) e na coloração de folhas (cloroplastos[3]). Ou seja, os genes não estão apenas no núcleo (MARGULIS, 2001).

Esses genes externos ao núcleo foram estudados. Foi observado que o DNA de mitocôndrias e plastídios (o cloroplasto é um plastídio) é distinto do DNA núcleo da célula em que habitam. Ainda sobre mitocôndrias e plastídios, foi averiguado que sequências de DNA desses são extremamente semelhantes às de bactérias que vivem de forma independente à célula em que se situam tais organelas[4]. Mais especificamente, o DNA de plastídios de células de algas é muito mais parecido com o de cianobactérias livres do que com o da própria célula que tais plastídios habitam. Embasado em todos esses fatos, foi aceita a teoria de origem Simbiótica de mitocôndrias e plastídios: tais organelas foram originadas por processo simbiótico (MARGULIS, 2001).

Simbiose o sistema em que membros de diferentes espécies vivem em contato físico. Caso ocorra simbiose permanente ou de longo prazo e essa leve à origem de novos tecidos, órgãos, organismos ou espécies, tal fenômeno é chamado de simbiogênese. Assim, a simbiogênese um modo de variação evolutiva não fundamentada em mudança aleatória ou competição, mas sim em cooperação entre distintos organismos. Desse modo, a simbiogênese contrapõe a base darwiniana embasada na competição e demonstra que a inovação pode ocorrer fundamentada em cooperação (MARGULIS, 2001).

Apesar de a origem de mitocôndrias e plastídios ter ocorrido por processo simbiótico, aquela não se mostrou amistosa desde seu início. Aquela origem foi iniciada por uma ação competitiva e agressiva: células tentaram fagocitar bactérias. Todavia, tal ação foi transmutada para cooperação benéfica para ambos os agentes (células e bactérias). Para as bactérias, posteriormente transformadas em organelas, as vantagens se fundamentam no fato de que, em comparação com o ambiente extracelular, que é sempre exposto a esgotamento de alimento, desidratação, envenenamento (dentre outras tragédias), qualquer meio intracelular é rico em nutrientes e aquoso. Para as células, a vantagem é a utilidade da mitocôndria, que faz com que a célula deixe de ser anaeróbia (incapaz de utilizar oxigênio para respiração) e torne-se aeróbia (capaz de utilizar o oxigênio para respiração e dependente do oxigênio). Na respiração anaeróbia, uma molécula de glicose produz 2 ATPs (sigla derivada de adenosina trifosfato, substância armazenadora de energia), na respiração aeróbia, cerca de 38 ATPs. Por fim, o cloroplasto permitiu o surgimento de plantas fotossintetizantes (MARGULIS, 2001).

---

1. Células que possuem núcleo organizado, cujo material genético fica separado do citoplasma através da membrana nuclear.

2. Responsáveis pela respiração celular nas células eucariontes; existentes apenas nesse tipo de célula, tanto nas animais quanto nas vegetais.

3. Responsáveis pela fotossíntese nas células eucariontes vegetais; existentes apenas nesse tipo de célula.

4. Organelas são pequenas estruturas citoplasmáticas (isto é, inseridas no citoplasma) com características e funções próprias. Funcionam como pequenos órgãos (fato que origina o termo “organela”) dentro da célula. Por exemplo, mitocôndrias e cloroplastos são organelas.

Outros exemplos reais demonstram a eficácia e efetividade da cooperação Simbiótica. Nos Vales Desertos da Terra de Vitória, na Antártida, uma comunidade Simbiótica de fungos, algas e bactérias sobrevive, somando, em massa de matéria viva, 13×10^{13} de toneladas, biomassa superior à de toda a vida nos oceanos. Também, plantas com micorrizos (associações Simbióticas entre fungos e raízes de plantas) são selecionadas naturalmente: em solos pobres em nutrientes, essas plantas, quando comparadas com as que não possuem micorrizos, são mais pesadas e detêm maiores depósitos de nitrogênio e fosfato. Tal associação Simbiótica demonstra caráter universal: 90% das plantas possuem micorrizos simbiontes; mais de 80% das plantas morrem se perdem tal elo aos fungos (MARGULIS, 2001).

Além do conflito entre competição e cooperação, há outra discrepância entre ideias darwinianas e simbióticas. Distinto do que apontam as primeiras, na simbiogênese, “os organismos adquirem não traços, mas outros organismos inteiros, e, é claro, seus conjuntos de genes completos!” (MARGULIS, 2001, p. 16). Assim, quando os “pais simbióticos” das incorporações são parentes distantes, os resultados de tais incorporações são formidavelmente distintos de ambos os pais. Consequentemente, como geradora de inovação evolutiva, a simbiogênese é muito mais eficiente do que o processo embasado em recombinação aleatória de genes da teoria darwinista (MARGULIS, 2001).

Assim, a teoria da simbiogênese fundamenta-se em fatos e lógicas distintos da teoria neodarwiniana e, simultaneamente, demonstra vantagens perante a última. A primeira teoria não cancela a segunda, mas sim possibilita nova percepção sobre fulcro da inovação e sobrevivência. Fulcro esse não competitivo, mas sim cooperativo.

5.2 Teoria dos jogos

Aprofundando o estudo da biologia, é identificado um aparente paradoxo. Esse se fundamenta em: seleção natural implica que a competição é uma das bases da sobrevivência e evolução, todavia, simultaneamente, “genomas, células, organismos multicelulares, insetos sociais e a sociedade humana são todos embasados em cooperação” (NOWAK, 2006b, p. 1560).

Ainda sobre a competição, Hobbes (1962) afirmava que essa última entre indivíduos, juntamente com o egoísmo criava vida solitária, pobre, curta e bruta. Também de acordo com Hobbes, para agregar os homens em estado social, era necessária a existência de um Estado forte (PRADO, 1999). Ao tentar provar que essa ideia era falsa, Axelrod buscou demonstrar que a cooperação pode emergir espontaneamente entre indivíduos egoístas (PRADO, 1999). Ao fazer isso, Axelrod colaborou também para solucionar aquele aparente paradoxo da biologia. Isso pois seleção natural implica competição, assim, para aquela não se opor à cooperação (ubíqua no mundo), devem existir mecanismos específicos em funcionamento (NOWAK, 2006b). Axelrod (1984) identificou e caracterizou um desses mecanismos que explica a emergência da cooperação.

O estudo desse mecanismo inicia-se pela constatação de que a cooperação possui um problema fundamental: existência de cenários em que a busca de interesse próprio na interação entre agentes acarreta, para esses, um resultado ruim. Há uma representação para tal cenário (AXELROD, 1984). Essa é uma representação abstrata de situações da vida

real. Representações com tais propriedades são modelos da teoria dos jogos (OSBORNE; RUBINSTEIN, 1994). “A teoria dos jogos pode ser definida como o estudo de modelos matemáticos de conflito e cooperação entre tomadores de decisão inteligentes e racionais”. Tal teoria providencia técnicas matemáticas para analisar situações nas quais dois ou mais indivíduos tomam decisões que influenciam o bem-estar uns dos outros (MYERSON, 1991, p. 1).

Muito do trabalho inicial feito sobre teoria dos jogos foi realizado durante a Segunda Guerra Mundial, em Princeton, onde muitos físicos teóricos estavam trabalhando também. Tomada uma ampla perspectiva da história intelectual, tal proximidade não aparenta ser mera coincidência. Muitos avanços das ciências da natureza, no século XX, geraram o dilema nuclear, que ameaçou a sobrevivência de nossa civilização. Assim, era aparente que pessoas mais aprenderam sobre explosões de materiais radioativos do que a criar sistemas sociais que moderam comportamento humano em conflito. Logo, pode ser natural esperar que avanços em campos de ciências sociais providenciem a compreensão necessária para equilibrar-se com os grandes avanços das ciências físicas. Essa esperança foi uma motivação para muitos cientistas sociais e matemáticos trabalhassem em teoria dos jogos (MYERSON, 1991).

5.2.1 Teoria dos jogos, Dilema do Prisioneiro e cooperação

Um jogo, na concepção da teoria dos jogos, é uma descrição de interação estratégica entre jogadores (os tomadores de decisão), que inclui restrições sobre as ações dos últimos e seus interesses (que balizam as decisões dos jogadores). Esses jogos seguem as duas suposições básicas da teoria dos jogos. A primeira afirma que os jogadores perseguem objetivos exógenos bem definidos (os jogadores são racionais). A segunda define que os jogadores levam em consideração seu conhecimento ou expectativas sobre o comportamento de outros jogadores (tomadores de decisão raciocinam estrategicamente) (OSBORNE; RUBINSTEIN, 1994).

Um dos jogos mais empregados na teoria de jogos é o Dilema do Prisioneiro (DP). O DP é composto por dois jogadores. Cada um têm duas opções de ação: cooperação e defecção. Cada jogador toma a decisão do que fazer sem saber da decisão do outro jogador. Se ambos cooperam, eles ganham R de *reward for mutual cooperation*. Se um coopera e outro não, o primeiro ganha S, de *suckers payoff* e, o segundo, ganha T, de *temptation for defect*. Por fim, se ambos optam por defecção, eles ganham P, oriundo de *punishment for mutual defectation* (AXELROD, 1984). Nesse jogo, o intuito dos jogadores é fazer o máximo de pontos possível (MITCHELL, 2009).

Ainda, para que exista um DP, não deve ser compensatório, na busca por altas pontuações, os jogadores efetuarem revezamento de explorações. Isto é, não deve compensar combinar turnos caracterizados por um indivíduo defectar e outro cooperar e, no próximo, os jogadores inverterem as ações. Disso decorre que $T + S/2 < R$. Se tal fato for confirmado e, concomitantemente, $T > R > P > S$ também for verdadeiro, obtém-se a definição do Dilema do Prisioneiro. Às recompensas T, R, P e S são normalmente atribuídos os valores, respectivamente, de 5, 3, 1, 0. Axelrod (1984) empregou tais valores.

Dos valores relativos de T, R, P e S decorre que não importa o que o outro faça,

se o jogo for jogado apenas uma vez, sempre compensa a defecção. Isso caracteriza a última como uma estratégia dominante. Todavia, se ambos efetuarem defecção, eles ganham menos pontos do que se ambos tivessem cooperado. Esse último fato é o dilema (AXELROD, 1984; PRADO, 1999).

Entretanto, se o jogo for jogado um número indefinido de vezes e, concomitantemente, existir possibilidade suficientemente grande de os jogadores se encontrarem de novo (de modo que aqueles possuam interesse em futuras interações), a cooperação pode emergir (AXELROD, 1984). Esse mecanismo de evolução da cooperação é chamado de reciprocidade direta (NOWAK, 2006b). É sobre esse mecanismo que Axelrod (1984) aprofunda seus estudos aqui apresentados. Segundo esse mesmo autor, a emergência de cooperação ocorre em três estágios.

Primeiro, mesmo em um mundo de defecção incondicional, a cooperação pode ser iniciada. Isso é possível pela existência de pequenos grupos (em relação à totalidade de indivíduos) de indivíduos que embasam sua cooperação em reciprocidade. Mesmo que interações entre esses indivíduos seja uma pequena proporção das totais que tais indivíduos realizam (todavia, essas interações devem existir), pode ocorrer o desenvolvimento de cooperação desses pequenos grupos (AXELROD, 1984).

O segundo estágio descreve que uma estratégia (uma especificação do que fazer em qualquer situação) fundamentada em reciprocidade pode prosperar não apenas em cenário composto pela estratégia ALL D (estratégia que efetua defecções incondicionais), mas também em um que apresenta muitos tipos distintos de estratégia. O estágio final aponta que, uma vez que a cooperação (embasada em reciprocidade) for estabelecida, ela pode se defender de invasões de estratégias menos cooperativas (AXELROD, 1984). Desse modo, se a cooperação for visualizada como uma estratégia, ela não é invadida por jogadores de outra estratégia, o que a caracteriza como uma Estratégia Evolutivamente Estável (EEE) (TURNER; CHAO, 1999).

5.2.1.1 Torneios de estratégias

Com emprego do DP, foi feito um torneio de estratégias. Nesse, profissionais no âmbito de teoria dos jogos enviaram estratégias para jogar umas com as outras.

Em tal torneio, cada entrada (de estratégia) foi pareada com: uma cópia da mesma estratégia; uma estratégia RANDOM (que decide de maneira aleatória que ação tomar) e com todas as outras estratégias enviadas para o torneio. Cada jogo teve a duração de exatos 200 movimentos e foi jogado apenas entre dois jogadores de cada vez. A matriz de recompensas constituía-se em $T = 5; R = 3; P = 1; S = 0$. O torneio obteve 14 entradas de estratégias.

Houve um comportamento que distinguiu as estratégias que apresentaram alta pontuação das que tiveram baixa: nunca ser a primeira a defectar. Esse comportamento é chamado de ser legal[5]. Todas as oito melhores estratégias no primeiro torneio são legais. Ainda, há substancial lacuna de pontuação entre as estratégias legais e as não legais: as primeiras apresentaram média de 472 até 504 pontos; a melhor pontuação das não legais

5. Traduzido de "*being nice*".

foi de 401 pontos (AXELROD, 1984).

Além de ser legal, a capacidade de perdão (propensão a cooperar em movimentos posteriores a uma defecção sofrida) também mostrou relação positiva com o desempenho das estratégias. Dentre as estratégias legais, a que menos pontos fez foi a que menos perdoava as outras. Ainda, o comportamento da estratégia campeã corrobora o poder do perdão. A campeã foi a regra de decisão mais simples, chamada de TIT FOR TAT (TFT), que inicia com cooperação e, em seguida, faz o que a outra estratégia (com que está jogando) fez na rodada passada (AXELROD, 1984). Assim, passada apenas uma rodada após ter sofrido uma defecção não provocada, TFT perdoava completamente.

Posteriormente, um segundo torneio foi realizado com a presença de maior número de competidores (62) e informações (dada a experiência e estudo do torneio passado). Esse torneio, em comparação com o primeiro, alterou apenas a durabilidade dos jogos. Esses não mais possuíam exatamente 200 rodadas e foi adotada a probabilidade[6] de 0,00346 de terminar em cada rodada (AXELROD, 1984).

Nesse segundo torneio, apenas uma pessoa reenviou a TIT FOR TAT e, novamente, essa estratégia foi a campeã. Também em congruência com o primeiro torneio, as estratégias legais se saíram melhor. Das 15 primeiras, 14 eram legais e a única não legal dentre essas situa-se apenas na oitava posição. Das 15 estratégias que menos pontuaram, 14 eram não legais (AXELDROD, 1984).

Para aprofundar o conhecimento tornado possível pela efetuação dos dois torneios, foram feitas análises de ambos. Por meio dessas, foram identificadas quatro características que engendram bons resultados para uma estratégia. Essas características são: evitar conflito desnecessário por meio de cooperação (enquanto o outro segue cooperando); punir o outro quando ele efetuou uma defecção sem ser provocado; claridade de comportamento para, assim, o outro poder se adaptar ao seu estilo e, por fim, perdão (AXELROD, 1984). Exceto a punição, todas as outras características são essencialmente cooperativas. Por meio desse fato, somado ao sucesso de estratégias legais e perdoadoras (com destaque para a bicampeã TFT), Axelrod (1984) prova que a cooperação pode emergir em um mundo composto puramente por egoístas, no qual inexiste um Estado forte, o que refuta o apresentado pensamento de Hobbes.

5.2.1.2 Torneios hipotéticos

Para testar a robustez dos resultados, foi criada uma série de seis torneios hipotéticos. Mais especificamente, com o intuito de averiguar se o TFT demonstra bons resultados em ampla variedade de ambientes, cada torneio possuía uma distribuição muito distinta do tipo de estratégias participantes (AXELROD, 1984).

Para cada torneio, foi considerado que estratégias que obtém maior pontuação possuem maiores chances de serem enviadas em um futuro torneio (em comparação a

---

6.O fim do jogo passou a não possuir tamanho exato previsível pois, caso aquele seja previsível, na última rodada sempre compensa defectar (uma vez que não há futuro). O efeito de tal conhecimento se propagada para a rodada anterior, uma vez que é esperada defecção na próxima rodada. Esse efeito em cadeia volta até a primeira rodada, o que gera um jogo de mútua defecção desde o começo (LUCE; RAIFFA, 1957). Isso não é válido caso os jogadores interajam um número indefinido de vezes (AXELROD, 1984).

estratégias que obtém menor pontuação). Assim, com o intuito de simular essa flutuação da quantidade de cada estratégia (fundamentada no sucesso da própria estratégia flutuante), o número de cópias (ou prole) de uma estratégia é proporcional ao número de pontos que a última efetua no torneio; isto é, o sucesso (mensurado em pontos) determina a quantidade de cópias de cada estratégia. Logo, foi criado um cenário que simula a sobrevivência do mais apto. Todavia, a dinâmica empregada difere de perspectiva evolucionária pois as estratégias não sofrem pequenas mutações para introduzir novas estratégias (AXELROD, 1984).

No início, estratégias devem lidar bem com todas. Todavia, com o tempo, estratégias que fazem poucos pontos vão desaparecendo. Isso expressa que estratégias necessitam encontrar harmonia com seu mutável meio (AXELROD, 1984).

Assim, estratégias não legais, apesar de poderem parecer promissoras no começo, em longo prazo, podem destruir o ambiente necessário para o sucesso delas próprias (AXELROD, 1984). Isso é demonstrado pelas proporções de cada estratégia (expressas no eixo vertical da figura 44) ao longo de mil simulações (o número de simulações é expresso no eixo horizontal do figura 44), com destaque para a estratégia que possui uma estrela em sua linha (próxima a milésima geração), chamada HARRINGTON.
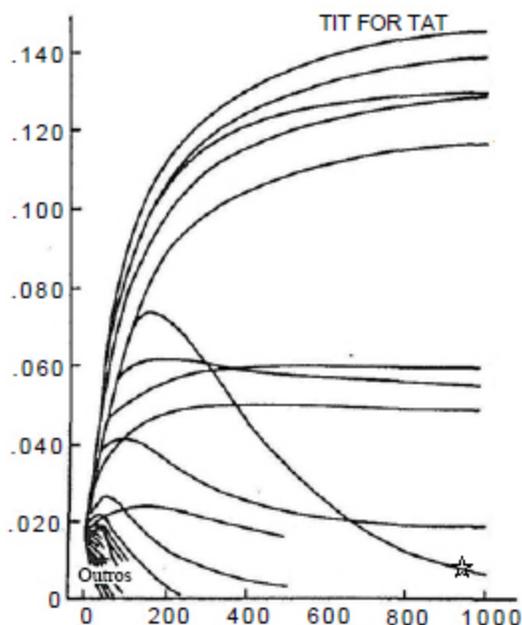
Figura 44 – Sucesso ecológico simulado das estratégias

Fonte: Adaptada de Axelrod (1984, p. 51).

Essa regra de decisão efetua defecção sem a outra estratégia ter feito o mesmo anteriormente, logo, não é legal. Até um pouco antes da geração 200, HARRINGTON era uma das estratégias com melhor desempenho, todavia, suas presas começaram a

ser extintas. Desse modo, ele perde seu “alimento” e decai, até ser extinto. No caso de HARRINGTON, ele contribuiu para o fracasso das estratégias com que ele se dava bem (AXELROD, 1984) e, assim, acaba cometendo um suicídio em longo prazo.

Além disso, como mencionado, um dos intuitos desses torneios simulados era verificar a robustez do desempenho da estratégia TFT. Esse teste obteve como resultado cinco campeonatos vencidos pelo TFT e, no único em que essa estratégia não venceu, ela ficou em segundo lugar (AXELROD, 1984).

5.2.1.3 Torneios evolucionários: emergência e estabilidade da cooperação

Em 1989 foram conduzidos novos torneios com o emprego de repetição de jogos de DP. Todavia, esses trazem mudanças em relação aos demonstrados por Axelrod (1984). Os novos são “torneios evolucionários” (NOWAK; SIGMUND, 1992), constituídos por mutação e seleção de estratégias em cenário em que existe ruído de comunicação entre os jogadores. Tais torneios foram iniciados com um conjunto aleatório de estratégias e, inicialmente, a campeã foi a que defecta incondicionalmente (ALL D). Todavia, posteriormente, um pequeno grupo de jogadores adotou uma estratégia muito semelhante ao TFT. Se esse grupo é suficientemente grande, toda a população passa a adotar tal estratégia. Assim, por meio do melhor catalisador de cooperação (TFT), essa última emerge (NOWAK, 2006a).

Para melhor compreender tal emergência (sob a ótica da seleção natural), como o mundo anterior à cooperação é composto por estratégias ALL D e o TFT é o melhor catalisador da emergência de cooperação, esse é o cenário considerado. Para tanto, é tomada a matriz de recompensas entre duas estratégias (A e B):

$$\begin{array}{c|cc} & A & B \\ \hline A & a & b \\ B & c & d \end{array}$$

Figura 45 – Matriz de recompensas

Fonte: Adaptado de Nowak et al. (2004, p. 647).

Caso A e B representem, respectivamente, TFT e ALL D, tem-se que $a > c > d > b$, dado que o número de rodadas seja finito e supere $(T - P) / (R- P)$. Nesses termos, a dinâmica replicadora determinística de populações infinitas admite equilíbrio instável em frequência de TFT dada por $x^* = (d - b) / (a - b - c + d)$. Se a frequência inicial de TFT for menor do que esse valor, ela será eliminada pela seleção natural (NOWAK et al., 2004).

Já para compreender o estudo da emergência de cooperação em populações finitas, é necessário compreender um parâmetro e um processo utilizado. O parâmetro é *w*, que quantifica a intensidade da seleção (caso esse seja pequeno, é dito que existe seleção fraca). Ele determina a contribuição do jogo para a aptidão. Já o processo consiste em,

a cada rodada, um indivíduo ser escolhido para reproduzir-se proporcionalmente à sua aptidão. Suas proles substituem um indivíduo selecionado aleatoriamente. O tamanho da população (*N*) é constante. Nesse contexto, é calculada a probabilidade (p_A) de um único indivíduo que utiliza a estratégia A invadir uma população de indivíduos B. Se , $p_A > 1/N$ a seleção favorece A substituir B (NOWAK et al., 2004).

Como demonstrado na figura 46, pelas áreas em que $Np_A > 1$ (descrito pelas imagens **a** e **b** como "*r*", situado no eixo vertical), a invasão e substituição de ALL D, iniciada por um único indivíduo de TFT, pode ser favorecida pela seleção natural. Nesse contexto, *N* demonstra importância perante a seleção positiva de TFT. Isso é expresso pela análise dos resultados conforme *N* varia. Caso *N* demonstre valor mínimo (2, pois essa é a quantidade mínima necessária para que ocorra jogo de DP), TFT sempre possui menor aptidão do que ALL D. No outro extremo, dado *N* muito grande, é muito improvável ser alcançada a barreira de invasão caso tal invasão seja iniciada por apenas um TFT. Assim, nem populações muito grandes ou pequenas são ótimas para a emergência da cooperação, mas sim populações de tamanho intermediário (NOWAK et al., 2004).
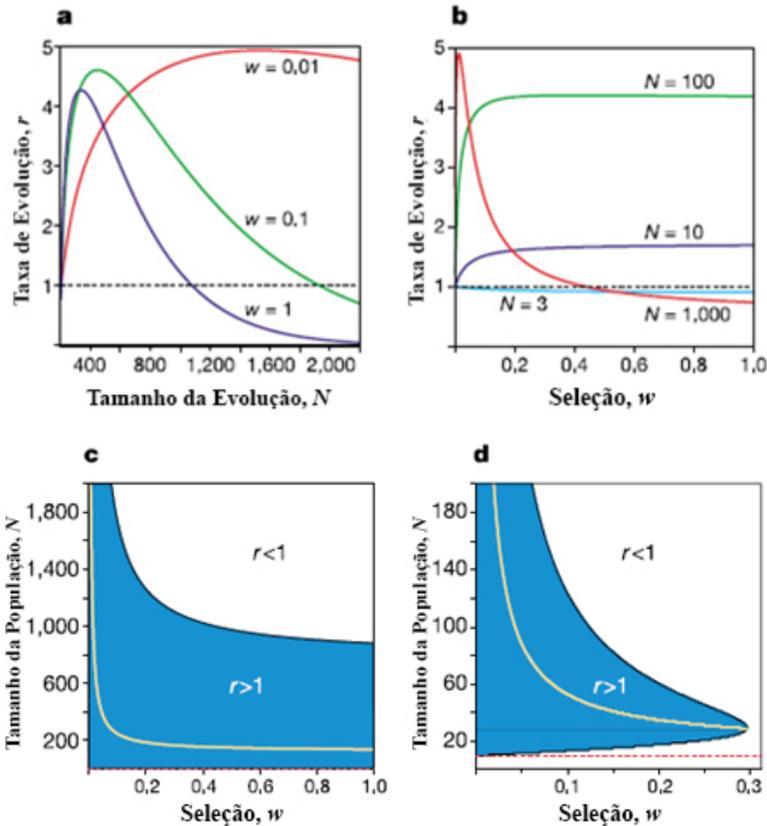
Figura 46 – Relações entre *N*, *w* e *r*

A e b: a linha tracejada preta horizontal, situada em r = 1 demonstra o limite para que ocorra emergência de cooperação. O r deve ser maior do que esse limite para que ocorra tal emergência. C e d: a região sombreada azul indica locais onde $Np_A > 1$. A linha amarela contínua demonstra valor de *N* que, dado determinado *w*, maximiza Np_A. A linha tracejada

vermelha representa a população mínima para que ocorra seleção positiva de TFT. Essa população mínima é determinada por $N_{min} = (2a + b + c - 4d)/(a + 2b - c - 2d)$. Os parâmetros empregados para efetuar essas quatro imagens foram: $T = 5$; $R = 3$; $P = 1$; $S = 0$. Para $a - c$ foram feitas 10 rodadas; para *d*, quatro (NOWAK et al., 2004).

Fonte: Adaptado de Nowak et al. (2004, p. 648).

Aprofundando o estudo da emergência de cooperação, para pequeno *w* e dada a matriz de recompensas da figura 46, a seleção favorece TFT substituir ALL D caso

$$a(N-2) + b(2N-1) > c(N+1) + d(2N-4) \quad (2.33)$$

seja verdadeiro. Para *N* mínimo (2), a última inequalidade apresentada indica $b > c$. Para o limite de *N* grande, é obtido $a + 2b > c + 2d$, que é equivalente a $x^* = 1/3$. Desse modo, em geral, para quaisquer duas estratégias que são as melhores respostas delas mesmas (que significa que $a > c$ e $d > b$ na matriz de recompensas), é encontrado que a seleção pode favorecer *A* substituindo *B* para algum *w* e *N* caso $b > c$ ou $x^* < 1/3$ (NOWAK et al., 2004).

Apesar de o TFT ser extremamente importante para a emergência da cooperação, essa estratégia não demonstra grande estabilidade nos torneios evolucionários. Isso pois, caso ocorra ruído na comunicação entre dois TFTs, uma ação cooperativa é compreendida como uma defectiva. Isso gera eterna defecção entre ambos os TFTs (NOWAK, 2006a). Assim, outra estratégia assume o lugar de TFT. Ela é chamada de Generous TIT FOR TAT (GTFT). Ela coopera se o oponente cooperou na rodada passada e, de maneira probabilística, coopera até quando o oponente defecta. Dessa maneira, a “seleção natural descobriu o ‘perdão’” (NOWAK, 2006a, p. 1525).

Posteriormente, GTFT foi substituída pela estratégia que coopera incondicionalmente (ALL C). Isso abre espaço para a estratégia ALL D tomar espaço e essa última passa a dominar novamente. Desse modo, a evolução segue ciclos: ALL D; TFT; GTFT; ALLC; ALLD, TFT e assim sucessivamente (NOWAK, 2006a).

Para que ALL D ressurja após ter sido derrotada, deve ser eliminada a reciprocidade (eliminação manifestada na estratégia ALL C), característica necessária, segundo Axelrod (1984) para que a cooperação se mantenha. Logo, a quebra de cooperação (substituição de ALL C por ALL D) não contesta o status de EEE da cooperação atrelada à reciprocidade.

Esse fato é reforçado pelo resultado obtido por novas simulações interativas entre estratégias em jogos de DP. Essas simulações abarcam maior escopo de estratégias e, assim, demonstraram uma estratégia que é capaz de manter-se por longos períodos (NOWAK; SIGMUND, 1993), rompendo com as oscilações de estratégias. A nova estratégia é chamada de “ganha-fica, perde-troca” (WSLS). Suas ações seguem a lógica de, se obtido ou , é mantida a última ação tomada e, se obtido *S* ou *P*, a próxima ação difere da última tomada. Essas estratégias, quando jogam entre si, cooperam a maior parte do tempo (NOWAK, 2006a).
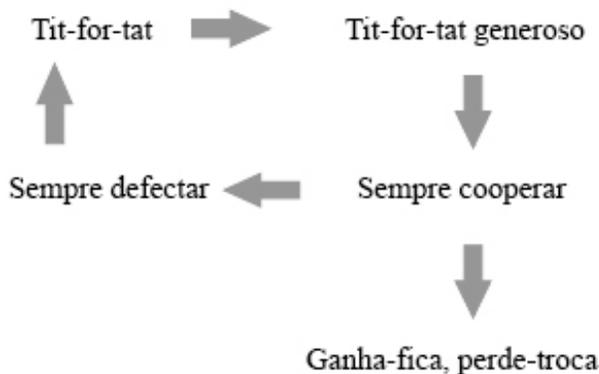
Figura 47 – Ciclos evolucionários de cooperação e defecção

Fonte: Adaptado de Nowak (2006a, p. 1526).

5.2.1.4 Cooperação em redes

A adição de ruído feita por Nowak e Sigmund (1992) faz com que o modelo aproxime-se mais da realidade. Além dessa alteração, outras podem ser feitas com a mesma utilidade. Dentre as muitas opções possíveis, analisar propriedades da evolução da cooperação sob a perspectiva de desenhos topológicos demonstra-se válido para melhor compreender tal evolução. A validade dessa abordagem é reforçada pelo fato de experimentos laboratoriais terem confirmado que limitações topológicas afetam de maneira considerável a evolução de cooperação (KERR et al., 2002).

Com o intuito de identificar propriedades de sistemas reais, o emprego do modelo BA demonstra utilidade, uma vez que ele gera redes livres de escala, redes essas que demonstram importantes similaridades com diversos sistemas complexos reais (como heterogeneidade e $\langle d \rangle$ relativamente pequeno) (BARABÁSI, 2014; MITCHELL, 2009). Para melhor compreender as propriedades da evolução da cooperação em redes oriundas do modelo BA, o mesmo é feito com redes regulares. Considerando isso, redes são construídas. Todas as redes possuem $N = 10^4$ e são divididas entre regulares e livres de escala (SANTOS; PACHECO, 2005).

Já para simulares relações entre indivíduos, são utilizados dois jogos. Um é o DP; o outro, o *Snowdrift Game* (SG) (GINTIS, 2000). Esse último jogo é mais favorável à cooperação: em comparação com o ordenamento das recompensas do DP, que são $T > R > P > S$, SG inverte a ordem do P pelo S, isto é, no SG, T > R > S > P (SANTOS; PACHECO, 2005). Os dois jogos são reescalados para ambos dependerem de apenas um único parâmetro. Para o DP, considerando que b representa vantagem de defectores sobre cooperadores (NOWAK; MAY, 1992) (tipicamente contido no intervalo de $1 < b \leq 2$), é assumido que $T = b > 1$, $R = 1$ e $P = S = 0$. Para SG, dado que a taxa de custo-benefício de cooperação mútua é $r = 1/(2\beta - 1)$, com $0 \leq r \leq 1$, é empregado $T = \beta >$, $R = \beta - 1/2$, $S = \beta - 1$ e $P = 0$ (SANTOS; PACHECO, 2005).

Nas redes regulares, inicialmente, igual porcentagem de estratégias, considerados os cooperadores e os defectores, foi distribuída de maneira aleatória. A dinâmica desse tipo

de rede é dada do seguinte modo: em cada rodada, todos os pares de indivíduos x e y que estão diretamente conectados jogam uma rodada de um dado jogo. As recompensas acumuladas oriundas do jogo são conservadas como, respectivamente, P_x e P_y. Um local x é atualizado e, sempre que isso ocorre, de todos os k_x vizinhos, um é selecionado de maneira aleatória. Caso $P_y > P_x$, o vizinho selecionado de maneira aleatória toma o local com probabilidade determinada por $(P_y - P_x)/(D_{k>})$, onde k > é o maior dentre k_x e ky; $D = T - S$ para o DP e, para o SG, $D = T - P$ (SANTOS; PACHECO, 2005).

Já sobre as redes livres de escala, dada a utilidade do modelo BA, elas foram construídas fundamentadas em crescimento e conexão preferencial. As simulações nesse tipo de rede foram feitas seguindo as mesmas linhas das simulações associadas às redes regulares. Também, mesmo nessas redes originadas pelo modelo BA, o estudo da cooperação é feito em redes que conservam o número de nós e arestas ao longo da evolução (isto é, a cooperação é estudada em redes totalmente desenvolvidas) (SANTOS; PACHECO, 2005).

De acordo com as dinâmicas apresentadas, são expostos, na figura 48, os resultados da frequência de cooperadores em função de *b* para DP e de *r* para SG. Essa exposição é feita para os dois tipos de redes (regulares e livres de escala) e, por meio dela, são visualizados resultados para distintas conectividades médias, expressas por *z* (DP e SG) (SANTOS; PACHECO, 2005).
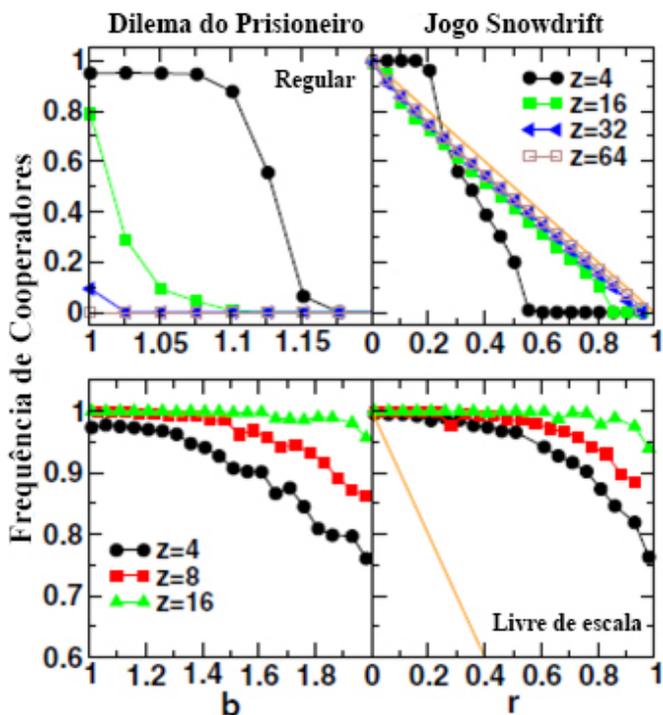
Figura 48 – Frequência de cooperadores em distintas redes de contato

Os dois quadrantes superiores dizem respeito a redes regulares; os dois inferiores, a redes livres de escala. Os dois quadrantes do lado esquerdo demonstram resultados do jogo de DP;

já os do lado direito, de SG. Limites de população bem misturada são, para DP, a linha de base zero e, para SG, a linha diagonal (em laranja) dada por 1 - *r*. Frequências de equilíbrio de cooperadores e defectores foram obtidas pela média de mais de 1000 gerações após tempo transitório de 10000 gerações (a média de períodos maiores ou emprego de distintos tempos transitórios não altera os resultados).

Fonte: Adaptado de Santos e Pacheco (2005, p. 098104-2).

A interpretação dos resultados gera a conclusão de que "*a cooperação domina os dois jogos em toda a gama dos seus respectivos parâmetros*". Além desse domínio, o comportamento qualitativo da cooperação é muito semelhante na comparação entre o apresentado pelo SG em função de *r* e o apresentado por DP em função de *b*. Ainda, apenas para grandes valores de ambos os parâmetros (*r* e *b*), a frequência de equilíbrio dos cooperadores cai abaixo de 80%. Esse é um resultado que torna**,** ao longo da evolução, o comportamento cooperativo uma característica muito útil (SANTOS; PACHECO, 2005, p. 098104-3).

Para verificar a robustez dos resultados, são apresentados os obtidos para redes pequenas, em contraste com o já realizado. Os resultados qualitativos são muito semelhantes aos já demonstrados.
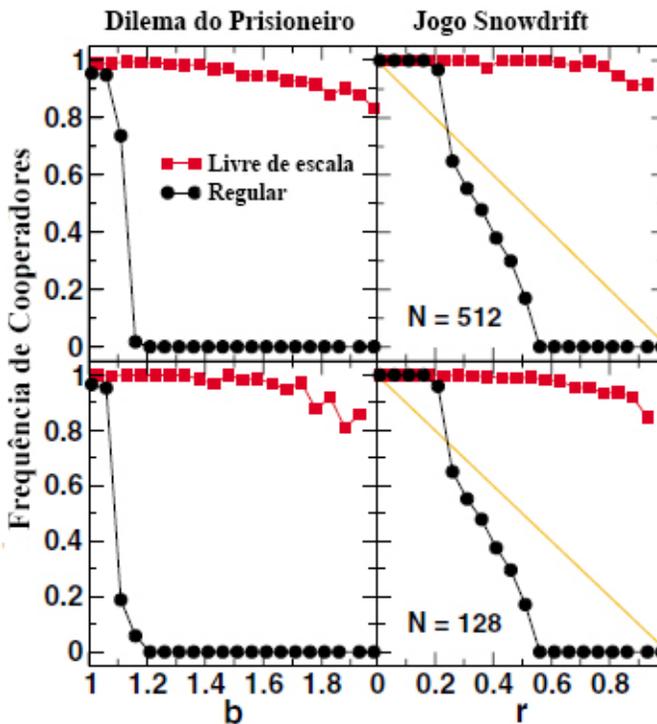
Figura 49 – Evolução de cooperação em comunidades pequenas

Os dois quadrantes superiores representam redes de *N* = 515; os dois inferiores, redes de *N* = 128.

Fonte: Adaptado de Santos e Pacheco (2005, p. 098104-3).

Assim, a alta frequência de cooperadores em redes livres de escala demonstra robustez. Todavia, a figura 49 trata de comunidades de tamanho muito pequeno e, para essas, não se pode atribuir um comportamento livre de escala à distribuição de grau associada. O que é coexistente entre as grandes e pequenas redes livres de escala apresentadas são correlações de idade. Essas correlações resultam das regras dinâmicas de crescimento e conexões preferenciais (SANTOS; PACHECO, 2005) e são caracterizadas por nós mais antigos, que tendem a exibir maior grau, estarem interconectados uns com os outros (DOROGOTSEV; MENDES, 2003).

Assim, deve-se compreender de uma forma mais aprofundada a relação da dominação da cooperação com correlações de idade (e com distribuição de grau). Para tanto, são comparados os resultados de redes geradas pelo modelo BA com os obtidos por outros dois tipos de redes. Um desses tipos é oriundo do modelo de configuração. Ele assume uma distribuição de grau pré-determinada (foi escolhida a gerada pelo modelo BA) e, simultaneamente, fornece redes maximamente aleatórias. Esse último tipo é construído com a substituição da regra de conexão preferencial por conexão uniforme (SANTOS; PACHECO, 2005). Na conexão uniforme, o novo nó (adicionado) é conectado com igual probabilidade aos nós já existentes, independentemente do grau desses (BARABÁSI; ALBERT; JEONG, 1999).

As redes oriundas do modelo de configuração (MOLLO; REED, 1995) eliminam todo tipo de correlação entre nós para dada distribuição de grau *d(k)*. Já as conexões uniformes podem reduzir as correlações de idade (SANTOS; PACHECO, 2005). A distribuição de grau de rede que segue modelo BA e rede que segue conexões uniformes não são idênticas (BARABÁSI; ALBERT; JEONG, 1999).
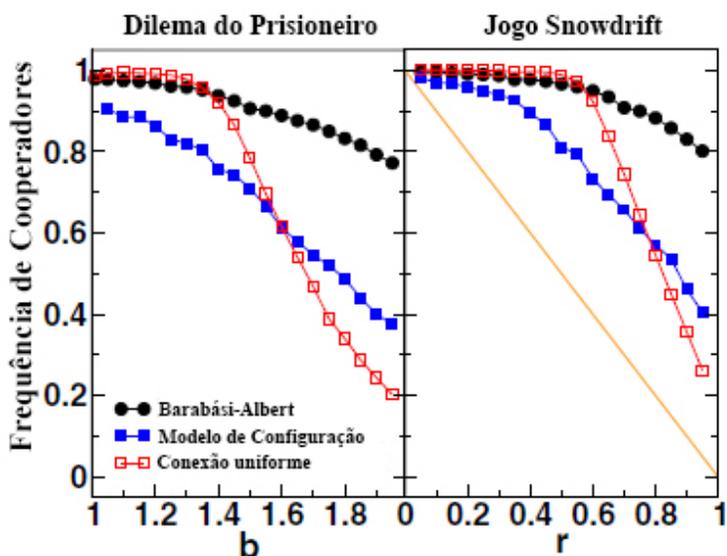
Figura 50 – Evolução da cooperação em redes que apresentam distintos níveis de correlações

Todas as redes possuem $N = 10^4$ e $z = 4$.

Fonte: Adaptada de Santos e Pacheco (2005, p. 098104-3).

A comparação entre a rede do modelo BA e a rede do modelo de configuração, dado que ambos os modelos apresentam idêntica distribuição de grau, expressa que a correlação de idade é importante para a cooperação (SANTOS; PACHECO, 2005). Essa importância manifesta-se em duas propriedades. A primeira constitui-se pelo fato de o modelo BA demonstrar maiores frequências de cooperadores mesmo para baixos valores de parâmetros (*b* e *r*). A segunda refere-se ao comportamento da frequência de cooperadores conforme aumentam os valores dos parâmetros. Para o modelo BA, que apresenta correlação de idade, aquela frequência decai com menor velocidade do que no modelo de configuração.

Já sobre a comparação do modelo BA com o de conexão uniforme, destaca-se que, para valores dos parâmetros menores do que áreas centrais do eixo horizontal (de maneira mais exata, para DP, valores de *b* menores do que 1,4 e, para SG, valores menores de *r* do que 0,6), ambos os modelos demonstram resultados muito similares. Todavia, para $b > 1,4$ em DP e $r > 0,6$ em SG, a frequência de cooperadores no modelo de conexão uniforme demonstra grande e rápida queda (em comparação com o comportamento da mesma frequência visto no modelo BA).

Fundamentado nas duas comparações efetuadas, é possível concluir que a correlação de idade demonstra importante papel para a dominação da cooperação. Em interpretação mais precisa, dado que, mesmo em redes criadas pelo modelo BA, caso removidas as conexões entre hubs, a cooperação é inibida, conclui-se que a conexão entre hubs é um fator de grande importância para a dominação da cooperação (SANTOS; PACHECO, 2005).

Como redes sociais tendem a ser assortativas (BARABÁSI, 2014), é esperado que a cooperação nesse tipo de rede seja reforçada. Também, como todos os sistemas reais que são livres de escala apresentam conexão preferencial (BARABÁSI, 2014) e essa dinâmica, conjuntamente com crescimento, gera correlações de idade, que fazem com que hubs sejam interconectados entre si, constata-se novamente que a cooperação é favorecida em redes sociais (inseridas na categoria de sistemas reais).

Ainda, outra característica comumente presente em redes reais (inclusas as sociais) reforça a força da cooperação nelas. Essa característica é a heterogeneidade, que é a principal responsável pelo fato de a cooperação demonstrar resultados muito melhores em redes detentoras de tal propriedade, isso perante os resultados obtidos por redes regulares (SANTOS; PACHECO, 2005).

Dada a dinâmica entre cooperadores e defectores do modelo, a dominação da cooperação, além de ocorrer, é robusta. Isso pois, uma vez que os hubs estão interconectados, mesmo se um defector ocupar um hub, a probabilidade de esse defector ser substituído por um cooperador é essencialmente um (SANTOS; PACHECO, 2005).

5.2.1.5 Cinco mecanismos para a evolução de cooperação

Além do mecanismo de reciprocidade direta e da consideração de estruturas reticulares, Nowak (2006b) destaca outros três mecanismos que fazem com que ocorra a evolução da cooperação. Tal evolução é alcançada caso cooperadores atinjam o patamar

de Estratégia Evolutivamente Estável (EEE), que é definido, pelo autor, por eles serem capazes de resistir à invasão de defectores.

Para compreender esses mecanismos, é dado que cooperação é o ato de um replicador egoísta renunciar alguma parte de seu potencial reprodutivo para ajudar outro indivíduo. Um cooperador paga um custo *c* para que outro indivíduo receba um benefício *b*. Um defector não paga custos e não gera benefícios. Custos e benefícios são mensurados em termos de aptidão. A reprodução pode ser genética ou cultural (NOWAK, 2006b).

A já apresentada reciprocidade direta é um dos mecanismos. Ela leva à evolução da cooperação quando $w > c/b$, onde w é a probabilidade de outro encontro ocorrer entre os mesmos indivíduos que efetuarão a interação (NOWAK, 2006b).

Figura 51 – Reciprocidade direta

Círculos azuis representam indivíduos cooperadores, já os vermelhos representam defectores.
Isso é válido para todas as figuras que tratam de defectores e/ou cooperadores.

Fonte: Adaptada de Nowak (2006b, p. 1562).

Seleção de parentesco[7] (TAYLOR, 1992; QUELLER, 1992) é outro dos cinco mecanismos (NOWAK, 2006b). Aquela é embasada na ideia de que cooperação acontece de acordo com o grau de parentesco entre os atores do ato cooperativo. Se $r > c/b$, onde r é o coeficiente de parentesco (parentesco é definido pela probabilidade de possuir um mesmo gene, por exemplo, entre irmãos esse é ½), a cooperação é favorecida (NOWAK, 2006b).

Figura 52 – Seleção de parentesco

Fonte: Adaptada de Nowak (2006b, p. 1562).

Reciprocidade indireta é outro mecanismo. Ela apresenta como força motriz as reputações dos indivíduos (NOWAK, 2006b). Ou seja, é a reputação que possibilita a evolução da cooperação por meio desse mecanismo (NOWAK; SIGMUND, 1998). Assim, a reciprocidade indireta pode promover cooperação apenas se $q > c/b$, onde q é a probabilidade de saber a reputação de alguém (NOWAK; SIGMUND, 1998; NOWAK,

7. De *kin selection*.

2006b).
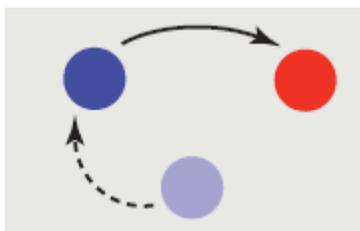
Figura 53 – Reciprocidade indireta

Fonte: Adaptado de Nowak (2006b, p. 1562).

Um dos dois mecanismos restantes é a reciprocidade de rede. Ela considera o fato de que populações reais não são bem misturadas. Isso descreve que indivíduos interagem mais com uns do que com outros (NOWAK, 2006b). Para captar essa realidade, é útil utilizar a teoria dos grafos evolutivos (LIEBERMAN; HAUERT; NOWAK, 2005). No grafo, os indivíduos são vértices e as arestas determinam quem interage com quem. Um cooperador paga para que cada vizinho seu receba *b* . Se $b/c > k$ (por indivíduo), onde *k* é o número médio de vizinhos, reciprocidade em rede pode favorecer cooperação (NOWAK, 2006b; OHTSUKI et al., 2006).
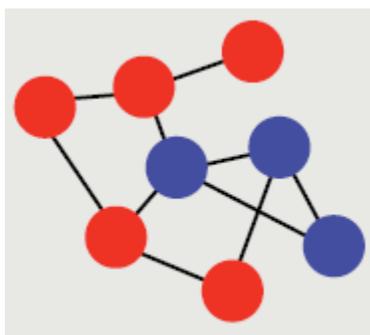
Figura 54 – Reciprocidade de rede

Fonte: Adaptado de Nowak (2006b, p. 1562).

Por fim, ao considerar que seleção não ocorre apenas em indivíduos, mas também em grupos de indivíduos, justifica-se o mecanismo de seleção de grupo. Um modelo de funcionamento da seleção de grupos é iniciado pela efetuação da subdivisão da população em grupos. Cooperadores ajudam-se em seu grupo, diferente do que fazem os defectores. Indivíduos se reproduzem de acordo com a recompensa que obtêm e as proles são adicionadas ao mesmo grupo de seus geradores (NOWAK, 2006b; TRAULSEN; NOWAK, 2006).

Se o grupo atinge determinado tamanho (*n + 1*), ele se divide em dois. Nesse caso,

para impor limite à população total, outro grupo é extinto (*m* descreve o número de grupos). Assim, a seleção existe no nível de indivíduos (dentro dos grupos, nível micro) e também no nível de grupos (entre os grupos, nível macro). Tomados defectores e cooperadores, dentro de grupos (nível micro) misturados, os primeiros são favorecidos, todavia, na competição entre grupos (nível macro) puros (não misturados), os grupos compostos por cooperadores são favorecidos. Uma simples regra determina se a seleção de grupo permite a evolução de cooperação: $b/c > 1 + (n/m)$ (NOWAK, 2006b; TRAULSEN; NOWAK, 2006).
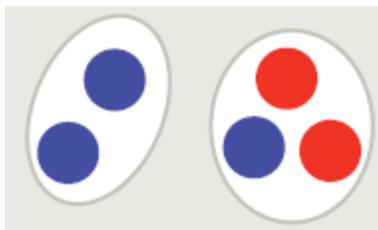
Figura 55 – Seleção de grupo

Fonte: Adaptado de Nowak (2006b, p. 1562).

Cooperadores não se limitam a ser EEE. Eles também podem ser Risco-Dominantes (RD) e Vantajosos (VJ) em comparação com defectores. Para cooperadores serem risco-dominantes, a bacia de atração de defectores deve ser menor do que ½. Já para cooperadores serem vantajosos, a bacia de atração dos defectores deve ser menor do que 1/3. Nesse último caso, a probabilidade de fixação de um único cooperador em uma população finita de defectores é, para seleção fraca[8], maior do que o inverso da população total (NOWAK, 2006b).

8.Traduzido de "*weak selection*", que significa que um fenótipo é ligeiramente vantajoso ao ser comparado com outro (WU et al., 2010).
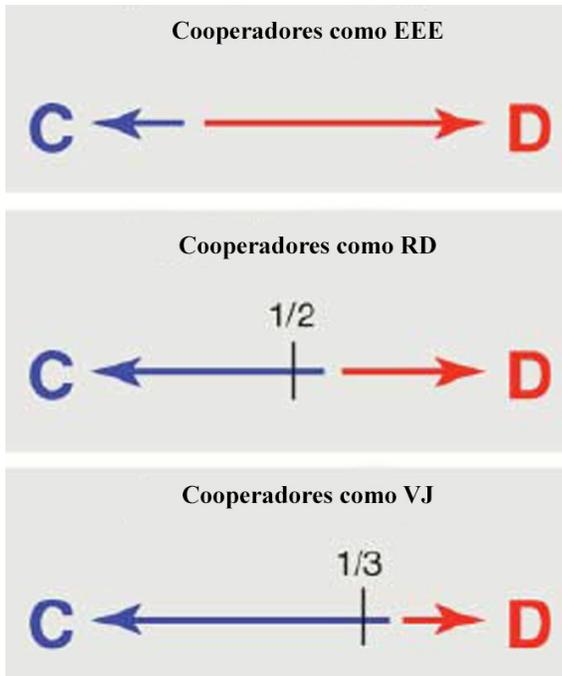
Figura 56 – Cooperadores como EEE; RD e VJ, dada ordem de cima para baixo

Fonte: Adaptado de Nowak (2006b, p. 1561).

O estudo matemático possibilita identificar os requisitos para que cada mecanismo seja capaz de tornar cooperadores EEE (assim demonstra a origem das fórmulas já apresentadas para cada um dos cinco mecanismos engendrarem a evolução da cooperação), RD e VJ. A ideia crucial é que cada mecanismo pode ser visualizado como um jogo entre duas estratégias, dado por uma matriz (2 x 2) de recompensas (NOWAK, 2006b).

		Payoff matrix C	Payoff matrix D	Cooperation is... ESS	RD	AD	
Kin selection	C	$(b-c)(1+r)$	$br-c$	$\frac{b}{c}>\frac{1}{r}$	$\frac{b}{c}>\frac{1}{r}$	$\frac{b}{c}>\frac{1}{r}$	r...genetic relatedness
	D	$b-rc$	0				
Direct reciprocity	C	$(b-c)/(1-w)$	$-c$	$\frac{b}{c}>\frac{1}{w}$	$\frac{b}{c}>\frac{2-w}{w}$	$\frac{b}{c}>\frac{3-2w}{w}$	w...probability of next round
	D	b	0				
Indirect reciprocity	C	$b-c$	$-c(1-q)$	$\frac{b}{c}>\frac{1}{q}$	$\frac{b}{c}>\frac{2-q}{q}$	$\frac{b}{c}>\frac{3-2q}{q}$	q...social acquaintanceship
	D	$b(1-q)$	0				
Network reciprocity	C	$b-c$	$H-c$	$\frac{b}{c}>k$	$\frac{b}{c}>k$	$\frac{b}{c}>k$	k...number of neighbors
	D	$b-H$	0				
Group selection	C	$(b-c)(m+n)$	$(b-c)m-cn$	$\frac{b}{c}>1+\frac{n}{m}$	$\frac{b}{c}>1+\frac{n}{m}$	$\frac{b}{c}>1+\frac{n}{m}$	n...group size m...number of groups
	D	bn	0				

Quadro 3 – Matriz de recompensas dos cinco mecanismos e condições necessárias para cooperadores serem EEE, RD e vantajosos

Os valores das matrizes de recompensas dizem respeito ao jogador da linha. É dessas matrizes que são derivadas condições necessárias para a evolução de cooperação, isto é, para que cooperadores sejam EEE, RD e VJ. Todas as condições podem ser expressas como a razão de benefício para custo excedendo determinado valor crítico.

Fonte: Nowak (2006b, p. 1562).

Para a seleção do parentesco, foi considerado que a recompensa de um jogador multiplicada por *r* é adicionada à recompensa do outro jogador. Para reciprocidade direta, cooperadores usam TFT e, defectores, ALL D, com número esperado de rodadas de 1/(1 - *w*). Para reciprocidade indireta, um cooperador ajuda, a não ser que a reputação do outro jogador indique que ele é um defector (o último nunca coopera). Para reciprocidade de rede, foi usado o parâmetro $H = [(b - c)k - 2c]/[k + 1)(k -2]$. Por fim, para seleção do grupo, as matrizes dos dois jogos (dentro e entre grupos) podem ser somadas (NOWAK, 2006b).

5.3 Conclusão sobre cooperação

A evolução da cooperação demonstra considerável gama de mecanismos para que ocorra (NOWAK, 2006b). A possibilidade da emergência de cooperação, mesmo em um mundo de defecções incondicionais, foi confirmada (AXELROD, 1984; NOWAK et al., 2004). Tal emergência ainda se fez presente em modelo fundamentado em processos probabilísticos (JAIN; KRISHNA, 2001). Assim, em situações randômicas ou até discutivelmente desfavoráveis, a cooperação mostra-se capaz de emergir.

Após ter ascendido, a cooperação é caracterizada por robustez e capacidade de propagação (JAIN; KRISHNA, 2001; AXELROD, 1984; NOWAK, 2006a; NOWAK, 2006b). Ainda, tomadas propriedades comumente vistas em redes que descrevem sistemas reais (BARABÁSI, 2014), o comportamento cooperativo demonstra-se uma característica muito competitiva (SANTOS; PACHECO, 2005). Ou seja, um cenário que modela a realidade favorece a cooperação.

No campo biológico, a cooperativa Simbiogênese é mais eficiente como geradora de

inovação evolutiva do que processos que fundamentam a teoria darwiniana (MARGULIS, 2001). Também com enfoque para o campo biológico, sobre a importância da cooperação, Nowak afirma que:

> [...] a evolução é construtiva por causa da cooperação. Novos níveis de organização evoluem quando as unidades concorrentes no nível inferior começam a cooperar. A cooperação permite a especialização e, assim, promove a diversidade biológica. A cooperação é o segredo por trás da abertura do processo evolutivo. (NOWAK, 2006b, p. 1563).

A cooperação é um dos valores da tendência integrativa (CAPRA, 2006; CAPRA; LUISI, 2014). Essa atrela-se, sob diversos aspectos, ao PVMH. Assim, tal paradigma encontra sólida sustentação em fatos e dinâmicas reais.

Finalizada a discussão de aspectos do paradigma PCN e especialmente do PVMH, é possível analisar implicações de dissimilaridades entre ambos para a ciência.

6| PARADIGMAS E A PRÁTICA CIENTÍFICA

O PCN e o PVMH são, especialmente sob a perspectiva da tríade holística, incompatíveis. Tal incompatibilidade, dada essa perspectiva, é brevemente demonstrada.

Ao tratar de conectividade, afirma-se que a teoria de redes e o estudo de sistemas capta características de elementos e fenômenos cuja compreensão não é possível sem a consideração das conexões que descrevem os elementos (ou fenômenos) estudados. Desse modo, se ignorados elos entre as partes do todo, aspectos do último são incompreensíveis. Assim o reducionismo, nesse cenário, necessariamente conduz a conclusões distintas (e, provavelmente, de baixa qualidade científica) das alcançadas por uma abordagem sistêmica.

Já sob a perspectiva de predição, partes da natureza apresentam intrínseca imprevisibilidade (GOLDSTEIN, 1999; CAPRA; LUISI, 2014). Desse modo, buscar por predições exatas (na pesquisa sobre tais partes da natureza, que tendem a ser marcadas por intensas conexões entre suas partes) pode levar, para além de incoerências perante abordagem probabilística ou qualitativa, a investigações que demandam grande investimento de recursos e não alcançam os objetivos almejados.

Por fim, ao tratar do terceiro componente da tríade holística (que mais associa-se a valores), enquanto o PNC apresenta como valor a competição, o PVMH apresenta a cooperação. Ambos, competição e cooperação, podem enquadrarem-se como antônimos.

Ao considerar essa incompatibilidade, também ressaltando que paradigmas produzem teorias (BAUER, 1999) e a própria definição de paradigmas (KUHN, 1962; CAPRA LUISI, 2014), é razoável constatar que paradigmas distintos produzam teorias distintas, isso mesmo na análise de um mesmo fenômeno ou elemento (SOARES; PASSADOR; DA SILVA, 2021)

Logo, teorias oriundas de paradigmas distintos podem não ser correlacionadas em âmbito lógico. Como a argumentação lógica sem contradições e bem estruturada é um importante critério para a cientificidade (PRODANOV; FREITAS, 2013), a coexistência daquelas ambas teorias apresenta questionável cientificidade. Tal questionabilidade (oriunda da coexistência mencionada) é reforçada pela própria definição de ciência, uma vez que ela é “um conjunto de proposições logicamente correlacionadas sobre o comportamento de certos fenômenos” (MARCONI; LAKATOS, 2003, p. 80). Assim, tem-se que, caso dois paradigmas sejam distintos, para a conservação de cientificidade, é mais seguro a seleção de apenas um. Kuhn (1962) demonstra coerência com essa conclusão (SOARES; PASSADOR; DA SILVA, 2021).

Considerando a discussão que indica a importância de não coexistência de paradigmas incompatíveis e a necessidade de aceitação e comprometimento com um paradigma (para a prática científica) (BAUER, 1999), é alcançada a conclusão que a adequação paradigmática é uma etapa de significativa relevância para condução de pesquisa científica. A adequação paradigmática assumida apresenta grande potencial de afetar os resultados alcançados pela investigação.

Assim, é válido discutir possibilidade e meio de escolha paradigmática. Para isso, são consideradas propriedades paradigmáticas e científicas. Nesse cenário, tem-se que o núcleo da ciência são as teorias (MARCONI; LAKATOS, 2003). Considera-se também

que uma teoria é usualmente considerada superior perante suas predecessoras caso seja uma representação melhor da natureza (KUHN, 1962) e que, em batalhas paradigmáticas, a decisão do vencedor envolve a comparação de ambos os paradigmas entre si e com a natureza (KUHN, 1996; SOARES; PASSADOR; DA SILVA, 2021). Assim, constata-se que é útil, na investigação de possibilidade e meio de escolha paradigmática, realizar comparações entre os paradigmas, entre os paradigmas e a natureza, entre teorias associadas aos paradigmas e a natureza.

Tais comparações são não triviais, dada a abrangência e complexidade de temas e dimensões que um paradigma engloba (KUHN, 1962; CAPRA; LUISI, 2014), assim como na dificuldade deles. Uma sugestão de alternativa para conduzir tais comparações (e caminhar no sentido de esclarecer a possibilidade e meios referentes a tal escolha) é iniciada pela identificação de pesquisas relevantes (sobre determinado tema de interesse) que seguiram distintos paradigmas e suas teorias. Essa identificação (referente a qual paradigma enquadram-se as pesquisas e teorias nelas contidas) potencialmente é alcançada ao considerar a definição de paradigma de Kuhn (1962) e, de acordo com ela, identificar quais paradigmas as pesquisas representam e identificar a quais desses paradigmas as teorias, contidas nas pesquisas, enquadram-se[1]. Após isso, ao considerar propriedades científicas (relevantes e desejáveis cientificamente, como coerência e parcimônia) (GAUCH, 2003) e paradigmáticas (relevantes para escolha paradigmática), comparações entre os paradigmas, dos paradigmas com a natureza[2] do fenômeno, das teorias com a natureza, tendem a gerar informações úteis sobre a possibilidade e meios de escolha paradigmática.

Em suma, sempre fundamentado em propriedades paradigmáticas e científicas, sugere-se organizar e esclarecer informações, já existentes mas latentes e desordenadas, sobre um possível conflito paradigmático ocorrente em área ou temática de interesse. Tais informações, interpretadas sob as luzes de propriedades científicas e paradigmáticas, tendem a gerar informações relevantes sobre a possibilidade e meios de escolha paradigmática. É um processo (batalha paradigmática e seleção de paradigma vencedor) natural sobre o qual propõe-se torná-lo mais explícito e dele ser obtido visão mais ordenada, isso especialmente em temáticas mais atuais e, por fim, identificar a possibilidade e meio de utilizá-lo.

A sugestão fornecida de modo de conduzir investigação sobre possibilidade e meio de escolha paradigmática pode apresentar diversas limitações. Para que seja possível descobri-las e superá-las, é indispensável a discussão sobre a necessidade de adequação e a possibilidade e meio de escolha paradigmática.

---

1. Por exemplo, pesquisas de Newton e Descartes, ao ser considerada a definição de paradigma de Kuhn (1962), naturalmente tendem a representar o paradigma Cartesiano-Newtoniano. Já pesquisas usuais de Barabási e Nowak tendem a representar o PVMH. Já sobre o enquadramento de teorias, as Newtonianas tendem a enquadrarem-se no PCN, enquanto a teoria de redes encaixa-se no PVMH.

2. "Natureza" trata de características inerentes ou nativas (Definition of Nature, 2020). Sua identificação não é simples. Utilizar a definição apresentada pode ser útil para captar *proxy* dela. Caso seja impossível captar informações referentes a natureza, a comparação entre paradigmas, segundo Kuhn (1996), já qualifica-se como atividade útil para escolha paradigmática.

REFERÊNCIAS

AXELROD, R. **The Evolution of Cooperation**. New York: Basic Books, 1984.

BACKSTROM, L. et al. Group formation in large social networks: membership, growth, and evolution. In: PROCEEDINGS OF THE 12TH ACM SIGKDD INTERNATIONAL CONFERENCE ON KNOWLEDGE DISCOVERY AND DATA MINING (KDD '06). Association for Computing Machinery, New York, p. 44–54, 2006.

BARABÁSI, A.-L.; ALBERT, R. Emergence of Scaling in Random Networks. **Science**, [S.l.], v. 286, p. 509-512, 1999.

BARABÁSI, A.-L.; ALBERT, R.; JEONG, H. Mean-eld theory for scale-free random networks. **Physica A**, [S.l.], v. 272, p.173-187, 1999.

BARABÁSI, A.-L. **Linked**: The New Science of Network. Cambridge: Perseus Publishing, 2002.

BARABÁSI, A.-L. **Network Science**: Personal Introduction. [S.l.]: Creative Commons: 2014.

BARABÁSI, A.-L. The origin of bursts and heavy tails in human dynamics. **Nature**, [S.l.], v. 435, p. 207-11, 2005.

BAUER, R. **Gestão da Mudança**: Caos e Complexidade nas Organizações. São Paulo: Atlas, 1999.

BERTALANFFY, L. V. An outline of general system theory. **The British Journal for the Philosophy of Science**, [S.l.], v. 1, n. 2, p. 134-165, 1950.

BERTALANFFY, L. V. **General System Theory**. Nova York: Braziller, XV, 1968.

BERTALANFFY, L. V. **General System Theory**. New York: G. Braziller, 1969.

BERTALANFFY, L. V. **Teoria geral dos sistemas**: fundamentos, desenvolvimento e aplicações. 4. ed. Petrópolis: Vozes, 2009.

BERTALANFFY, L. V. **Teoria geral dos sistemas**: fundamentos, desenvolvimento e aplicações. 5. ed. Petrópolis: Vozes, 2010.

BIANCONI, G.; BARABÁSI, A.-L. Bose-Einstein condensation in complex networks. **Physical Review Letter**, [S.l.], v. 86, p. 5632–5635, 2001.

BLONDEL, V. D. et al. Fast unfolding of communities in large networks. **Journal of Statistical Mechanics**: Theory and Experiment, IOP Publishing Ltd and SISSA, 2008.

BOCCARA, N. **Modeling Complex Systems**. New York: Springer, 2004.

BOGUNÁ, M.; PASTOR-SATORRAS, R. Epidemic spreading in correlated complex networks. **Physical Review E**, [S.l.], v. 66, p. 047104, 2002.

BOHR, N. **Atomic Physics and the Description of Nature**. Cambridge: Cambridge University Press, 1934.

BROCKMANN, D.; HELBING, D. The Hidden Geometry of Complex, Network-Diven Contagion Phenomena. **Science**, [S.l.], n. 342, p. 1337-1342, 2013.

CAPRA, F. **A Teia da Vida:** uma nova compreensão científica dos sistemas vivos. 10. ed. São Paulo: Cultrix; 2006.

CAPRA, F.; LUISI, P. L. **A visão sistémica da vida**: uma visão unificada e suas implicações filosóficas, políticas, sociais e econômicas. São Paulo: Cultrix, 2014.

CAPRA, F. **The turning point**: Science, society, and the rising culture. New York: Bantam Books, 1983.

CASANOVA, P. G. **As novas ciências e as humanidades**: da academia à política. Tradução de BENEDITO, M. São Paulo: Boitempo, 2006.

CLATTERBAUGH, K. C. Descartes's causal likeness principle. **The Philosophical Review**, [S.l.], v. 89, n. 3, p. 379-402, 1980.

COMPEAU, P. E.; PEVZNER, P. A.; TESLER, G. How to apply de Bruijn graphs to genome assembly. **Nature Biotechnology**, [S.l.], v. 29, n. 11, p. 987-991, 2011.

DEFINITION of Complex. Dictionary.com. 2020. Disponível em: https://www.dictionary.com. Acesso em: 12 mar. 2020.

CREMA, R. **Introdução à visão holística**: breve relato de viagem do velho ao novo paradigma. 3. ed. São Paulo: Summus, 1989.

CRUTCHFIELD, J**. Is anything ever new**? Considering emergence. Working Paper 94-03-011, Santa Fe Institute, 1994.

DESCARTES, R. **O discurso do método**. Tradução de: Enrico Corvisieri. [S.l.]: Edição Acrópolis, 2013.

DOROGOVTSEV, S. N.; GOLTSEV, A. V.; MENDES, J. F. Pseudofractal Scale-free Web. **Physical Review E**, [S.l.], v. 65, p. 066122, 2002.

EGUILUZ, V. M.; KLEMM, K. Epidemic threshold in structured scale-free networks. **Physical Review Letter**, [S.l.], v. 89, p. 108701, 2002.

EPSTEIN, J. M. Why Model? **Journal of Artificial Societies and Social Simulation**, [S.l.], v. 11, n. 412, 2008.

FELDMAN, D. P. **Chaos and Fractals**: An Elementary Introduction. Oxford: University Press, 2012.

FORTUNATO, S.; BARTHÉLEMY, M. Resolution limit in community detection. **PNAS**, Princeton, v. 104, n. 1, p. 36-41, 2007.

FOUKIA, N., HASSAS, S.: Towards self-organizing computer networks: A complex system perspective. In: PROCEEDINGS OF THE INTERNATIONAL WORKSHOP ON ENGINEERING SELFORGANIZAING APPLICATIONS 2003, Melbourne, 2003.

FOX, W. **Toward a transpersonal ecology**. Shambhala: Boston,1990.

FREEMAN, L. C. A set of measures of centrality based upon betweenness. **Sociometry**, [S.l.], v. 40, p. 35-41, 1977.

GAUKROGER, S. Descartes Methodology. In: R. PARKINSON, G. H. (ed.). **The renaissance and seventeenth-century rationalism**. London: Routledge, 2005.

GINTIS, H. **Game theory evolving**. Princeton University: Princeton, 2000.

GOH, K.-I.; KAHNG, A. B.; KIM, D. Universal Behavior of Load Distribution in Scale-Free Networks. **Physical Review Letters**, [S.l.], v. 87, n. 27, p. 278701, 2001.

GOLDSTEIN, J. Emergence as a construct: History and issues. **Emergence**, [S.l.], v. 1, p. 49-72, 1999.

GOLTSEV, A. V.; DOROGOVTSEV, S. N.; MENDES, J. F. Percolation on correlated networks. **Physical Review E**, [S.l.], v. 78, n. 5, p. 051105, 2008.

GRANOVETTER, M. Threshold Models of Collective Behavior. **The American Journal of Sociology**, [S.l.], v. 83, n. 6, p. 1420-1443, 1978.

HAKEN, H**. Information and Self-Organisation**: A Macroscopic Approach to Complex Systems. Springer Verlag: Germany, 1998.

HAWKING, S. W. **Uma breve história do tempo**: do Big Bang aos buracos negros. Tradução de: Ribeiro da Fonseca. Lisboa: Gradiva, 2004.

HEYLIGEN, F. The science of self-organisation and adaptivity. **The Encyclopedia of Life Support Systems**, UNESCO Publishing-Eolss Publishers, [S.l.], 2002.

HOBBES, T. **Leviathan**. New York: Collier Books edition, 1962.

HOLLAND, J. H. **Emergence**: from Chaos to Order. Redwood City: Addison-Wesley, 1998.

HOLLAND, J. H. Studying complex adaptive systems. **Journal of Systems Science and Complexity**, [S.l.], v. 19, p. 1-8, 2006.

JAIN, S.; KRISHNA, S. A model for the emergence of cooperation, interdependence, and structure in evolving networks. **PNAS**, Princeton, v. 98, n. 2, p. 543-547, 2001.

JOHNSON, R. A.; BHATTACHARYYA, G. K. **Statictics**: Principles and Methods. 6. ed. [New Jersey]: Wiley, 2010.

KAUFFMAN, S.**The Origins of Order**: Self-Organization and Selection in Evolution. USA: Oxford University Press, 1993.

KERR, B. et al. Local dispersal promotes biodiversity in a real-life game of rock–paper–scissors. **Nature**, [S.l.], v. 418, p. 171-174, 2002.

KOSTEREV, D.; TAYLOR, C.; MITTLESTADT, W. Model Validation of the August 10, 1996 WSCC System Outage. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v. 14, n. 3, p. 967-979, 1999.

KONDEPUDI, D.; PRIGOGINE, I. **Modern Thermodynamics**. From Heat Engines to Dissipative Structures. Chichester: Wiley, 1998.

KUHN, T. S. **A estrutura das revoluções científicas**. Chicago: University of Chicago Press, 1962.

KUHN, T. S. **A estrutura das revoluções científicas**. Tradução: Paulo Aukar. Santa Maria, 2016. 208 p. Título original: The Structure of Scientific Revolutions.

LANGTON, C.G. Computation at the edge of chaos: Phase transitions and emergent computation. **Physica D**, [S.l.], v. 42, n. 1-3, p. 12–37, 1990.

LIEBERMAN, E.; HAUERT, C.; NOWAK, M. A. Evolutionary dynamics on graphs. **Nature**, [S.l.], v. 433, p. 312-316, 2005.

LIU, Y.-Y.; SLOTINE, J.-J.; BARABÁSI, A.-L. Controllability of complex networks. **Nature**, [S.l.], v. 473, p. 167-173, 2011.

LUCE, R.; RAIFFA, H. **Games and Decisions**: Introduction and Critical Survey. New York:Wiley, 1957.

LUENBERGER, D. G. **Introduction to Dynamic Systems**: Theory, Models & Applications. New York: John Wiley & Sons, 1979.

MANNHEIM, K. **Ideology and Utopia**: An Introduction to the Sociology of Kowledge. London: Routledge & Kegan Paul, 1954.

MARCONI, M. de A.; LAKATOS, E. M. **Fundamentos da metodologia científica**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2003.

MARGULIS, L. **O planeta simbiótico**: uma nova perspectiva da evolução. Tradução de Laura Neves. Rio de Janeiro: Rocco, 2001.

MARITAN, A. et al. Universality Classes of Optimal Channel Networks. **Science**, [S.l.], v. 272, n. 5264, p. 984 –986, 1996.

MIEGHEM, P. V. et al. Influence of assortativity and degree-preserving rewiring on the spectra of networks. **The European Physical Journal B**, [S.l.], v. 76, n. 4, p. 643-652, 2010.

MITCHELL, M. **Complexity**: A Guided tour. New York: Oxford University Press, 2009.

MOSTEFAOUI, S. K. et al. Self-Organising Applications: A Survey. In: PROCEEDINGS OF THE INTERNATIONAL WORKSHOP ON ENGINEERING SELF-ORGANISING APPLICATIONS, [S.l.], 2003.

MOTTER, A. E. Cascade control and defense in complex networks. **Physical Review Letter**, [S.l.], v. 93, n. 9, p. 098701, 2004.

MYERSON, R. B. **Game theory**: Analysis of Conflict. Cambridge: Harvard University Press, 1991

NEWMAN, M. Fast algorithm for detecting community structure in networks. **Physical Review E**, [S.l.], v. 69, n. 6, p. 066133, 2004.

NEWMAN, M. Complex Systems: A survey. **American Journal of Physics**, [S.l.], v. 79, p. 800-810, 2011.

NEWMAN, M. **Networks**: An Introduction. New York: Oxford University Press, 2010.

NEWMAN, M. The structure and the function of complex networks. **Society for Industrial and Applied Mathematics**, [S.l.], v. 45, n. 2, p. 167-256, 2003.

NICOLIS, G.; PRIGOGINE, I. **Exploring Complexity**.New York: Freeman, 1989.

NOWAK, M. Evolutionary dynamics of cooperation. In: PROCEEDINGS OF THE INTERNATIONAL

CONGRESS OF MATHEMATICIANS, Madrid, p. 1523-1540, 2006a.

NOWAK, M. Five Rules for the Evolution of Cooperation. **Science**, [S.l.], v. 314, p. 1560-1563, 2006b.

NOWAK, M.; SIGMUND, K. A strategy of win-stay, lose-shift that outperforms tit-for-tat in the prisoner's dilemma game. **Nature**, [S.l.], v. 364, p. 56–58, 1993.

NOWAK, M.; SIGMUND, K. Evolution of indirect reciprocity by image scoring. **Nature**, [S.l.], v. 393, p. 573-577, 1998.

NOWAK, M. A.; SIGMUND, K. Tit for tat in heterogeneous populations. **Nature**, [S.l.], v.355, p. 250–253, 1992.

NOZICK, R. **The nature of rationality**. Princeton: Princeton University Press,1993.

ODELL, J. Agents and complex systems. **JOT 1**, [S.l.], p. 35-45, 2002.

OHTSUKI, H. et al. A simple rule for the evolution of cooperation on graphs and social networks. **Nature**, [S.l.], v. 441, p. 502-505, 2006.

OSBORNE, M. J.; RUBINSTEIN, A. **A course in game theory**. Cambridge: The MIT Press, 1994.

PAIVA, V. M. Ambientes virtuais de aprendizagem: implicações epistemológicas. **Educação em Revista**, Belo Horizonte, v. 26, n. 3, p. 353-370, 2010.

PALLA, G.; BARABÁSI, A.-L.; VICSEK, T. Quantifying social group evolution. **Nature**, [S.l.], v. 446, p. 664-667, 2007.

PALLA, G. et al. Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society. **Nature**, [S.l.], v. 435, p. 814-818, 2005.

PARISI, G. **Complex systems**: a physicist's viewpoint. 2013. Disponível em: https://arxiv.org/pdf/cond-mat/0205297.pdf. Acesso em: 20 mar. 2019.

PÓSFAI, M. et al. Effect of correlations on network controllability. **Scientific Reports**, [S.l.], v. 3, n. 1067, 2013.

PRADO, E. F. S. Dilema do prisioneiro e dinâmicas evolucionárias. **Estudos Econômicos**, São Paulo, v. 29, n. 2, p. 249-266, abr./jun. 1999.

PRIGOGINE, I. **As leis do caos**. Tradução de: Roberto Leal Ferreira. São Paulo: Editora UNESP, 2002.

PRIGOGINE, I. **O fim das certezas**: Tempo, caos e as leis da natureza. Tradução de: Roberto Leal Ferreira. São Paulo: Editora Fundação UNESP, 1996.

PRIGOGINE, I.; STENGERS, I. **Order out of Chaos**. New York: Bantam, 1984.

PRODANOV, C. C.; FREITAS, E. C. **Metodologia do trabalho científico:** Métodos e Técnicas da Pesquisa e do Trabalho Acadêmico. 2. ed. Novo Hamburgo: Universidade Feevale, 2013.

QUELLER, D. C. Quantitative genetics, inclusive fitness, and group selection. **The American Naturalist**, [S.l.], v. 139, p. 540-588, 1992.

RADICCHI, F. et al. Defining and identifying communities in networks. **PNAS**, Princeton, v. 101, n. 9, p. 2658-2663, 2004.

RAVASZ, E.; BARABÁSI, A.-L. Hierarchical organization in complex networks. **Physical Review E**, [S.l.], v. 67, p. 026112, 2003.

RAVASZ, E. et al. Hierarchical organization of modularity in metabolic networks. **Science**, [S.l.], v. 297, p. 1551-1555, 2002.

RECORDATI, G.; BELLINI, T. G. A definition of internal constancy and homeostasis in the contexto of non-equilibrium thermodynamics. **Experimental Physiology**, [S.l.], v. 89, n. 1, p.27-38, 2004.

REDNER, S. Teasing out the missing links. **Nature**, [S.l.], v. 453, p. 47-48, 2008.

SAMPSON, E. E. Scientific paradigms and social values: Wanted – A scientific revolution. **Journal of Personality and Social Psychology**, [S.l.], v. 36, n. 11, p. 1332-1343, 1978.

SANTOS, F. C.; PACHECO, J. M. Scale-Free Networks Provide a Unifying Framework for the Emergence of Cooperation. **Physical Review Letters**, American Physical Society, v. 95, n. 9, p. 098104, 2005.

SCOTT, J. **Social Network Analysis**:A Handbook. 2. ed. Sage: London, 2000.

SHALIZI, C.R.**Causal Architecture, Complexity and Self-Organization in Time Series and Cellular Automata**. University of Wisconsin at Madison: PhD thesis, 2001. Disponível em: http://bactra.org/thesis/single-spaced-thesis.pdf. Acesso em: 15 mar. 2019.

SLOTINE, J.-J.; LI, W. **Applied Nonlinear Control**. New Jersey: Prentice-Hall, 1991.

STROGATZ, S. H. **Nonlinear dynamics and chaos**: with applications to Physics, Biology, Chemistry and Engineering. Massachusetts: Perseus Books, 1994.

THE COMPLEXITY & Artificial Life Research Concept for Self-Organizing Systems. Self-organizing systems FAQs Online. CALResCo.org. 2003. Disponível em: http://www.calresco.org/sos/sosfaq.htm. Acesso em: 20 abr. 2019.

TRAULSEN, A.; NOWAK, M. A. Evolution of cooperation by multilevel selection. **PNAS**, Princeton, v. 103, n. 29, p. 10952-10955, 2006.

TURNER, P. E.; CHAO, L. Prisioner’s dilemma in an RNA virus. **Nature**, [S.l.], v. 398, p. 441-443, apr. 1999.

VÁZQUEZ, A.; MORENO, Y. Resilience to damage of graphs with degree correlations. **Physical Review E**, [S.l.], v. 67, p. 015101, 2003.

WATTS, D. J.; STROGATZ, S. H. Collective dynamics of ‘small-word’ networks. **Nature**, [S.l.], v. 393, p. 440-442, 1998.

WEIL, P. **Rumo à nova transdisciplinaridade**. [S.l.]: Summus Editorial, 1993.

WEST, G. **Scale**: the universal laws of life, growth, and death in organisms, cities, and companies. New York: Penguin Books, 2017.

WILENSKY, U.; RAND, W. **An Introduction to Agent-Based Modeling**: Modeling Natural, Social, and Engineered Complex Systems with NetLogo. Cambridge/London: MIT Press, 2015.

WOLF, T. de; HOLVOET, T. **Emergence Versus Self-Organisation**: Different Concepts but Promising When Combined.Springer. Berlin, p. 1-15, 2005. Disponível em: http://atransdisciplinaryapproach.com/wp-content/uploads/2014/02/de-wolf-emergence.pdf. Acesso em: 15 mar.2019.

WU, B. et al. Universality of weak selection. **Physical Review E**, [S.l.], v. 82, p. 046106, 2010.

YU, W. et al. Second-order consensus for multiagent systems with directed topologies and nonlinear dynamics. **IEEE**, [S.l.], v. 40, n. 3, p. 881–891, 2010.

SOBRE OS AUTORES

GIOVANE THOMAZINI SOARES - Mestre em Ciências pelo Programa de Pós-Graduação em Administração de organizações (FEA-RP USP). Bacharel em Administração Pública (FCLAR UNESP) com passagem por Gestão de Políticas Públicas (EACH USP). http://lattes.cnpq.br/1810068565566252

JOÃO LUIZ PASSADOR - Possui graduação em Administração pela Fundação Getúlio Vargas - SP (1988), especialização pela Università Comerciale Luigi Bocconi, Milão - Itália (1990), graduação em Direito pela Faculdade de Direito da Universidade de São Paulo (1992), mestrado em Administração Pública e Governo pela Fundação Getúlio Vargas - SP (1993); doutorado em Administração de Empresas pela Fundação Getúlio Vargas - SP (2000) e livre docência em Administração pela FEARP/USP (2012). Atualmente é professor Titular do Departamento de Administração da Faculdade de Economia Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo; Coordenador do Programa de Pós-Graduação da FEA-RP e docente do Programa de Pós-Graduação da Medicina-RP da USP. Atua como coordenador do Centro de Estudos em Gestão e Políticas Públicas Contemporâneas - GPublic, com ênfase na pesquisa de cooperação e gestão de redes interorganizacionais, políticas públicas para o desenvolvimento e educação formal de gestores. Avaliador de cursos de graduação do MEC e avaliador de mérito da CAPES.